



TUGAS AKHIR - SF141501

KLASIFIKASI CITRA *RONTGEN* PARU-PARU DENGAN EKSTRAKSI FITUR HISTOGRAM DAN METODE *NAIVE BAYES CLASSIFIER*

ALFIANA RAMDHAN
NRP 1110 100 005

Dosen Pembimbing
Faridawati, S.Si, M.Si

Jurusan Fisika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2015



TUGAS AKHIR - SF091321

KLASIFIKASI CITRA FOTO *RONTGEN* PARU-PARU DENGAN EKSTRAKSI FITUR HISTOGRAM DAN METODE *NAIVE BAYES CLASSIFIER*

ALFIANA RAMDHAN
NRP 1110 100 005

Dosen Pembimbing
Faridawati, S.Si, M.Si

Jurusan Fisika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2015



FINAL PROJECT - SF141501

CLASSIFICATION OF X-RAY IMAGE OF THE LUNGS WITH THE HISTOGRAM FEATURE EXTRACTION AND NAIVE BAYES CLASSIFIER METHODS

ALFIANA RAMDHAN
NRP 1110 100 005

Advisor
Faridawati, S.Si, M.Si

Department of Physics
Faculty of Mathematics and Science
Sepuluh Nopember Institute of Technology
Surabaya 2014



FINAL PROJECT - SF091321

CLASSIFICATION OF X-RAY IMAGE OF THE LUNGS WITH THE HISTOGRAM FEATURE EXTRACTION AND NAIVE BAYES CLASSIFIER METHODS

ALFIANA RAMDHAN
NRP 1110 100 005

Advisor
Faridawati, S.Si, M.Si

Department of Physics
Faculty of Mathematics and Science
Sepuluh Nopember Institute of Technology
Surabaya 2014

**Klasifikasi Citra *Rontgen* Paru-paru dengan Ekstraksi
Fitur Histogram dan Metode Naive Bayes Classifier**

TUGAS AKHIR

Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Teknik
pada

Bidang Studi Optoelektronika dan Elektromagnetik Terapan
Program Studi S-1 Jurusan Fisika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

ALFIANA RAMDHAN
NRP 1110100005

Disetujui oleh Pembimbing Tugas Akhir :



Faridawati, S.Si, M.Si

NIP.19800330 201212 2.002

Surabaya, 20 Januari 2015

KLASIFIKASI CITRA *RONTGEN* PARU-PARU DENGAN EKSTRAKSI FITUR HISTOGRAM DAN METODE NAIVE BAYES CLASSIFIER

Nama Mahasiswa : Alfiana Ramdhan
NRP : 1110100005
Jurusan : Fisika FMIPA-ITS
Dosen Pembimbing : Faridawati, S.Si, M.Si

Abstrak

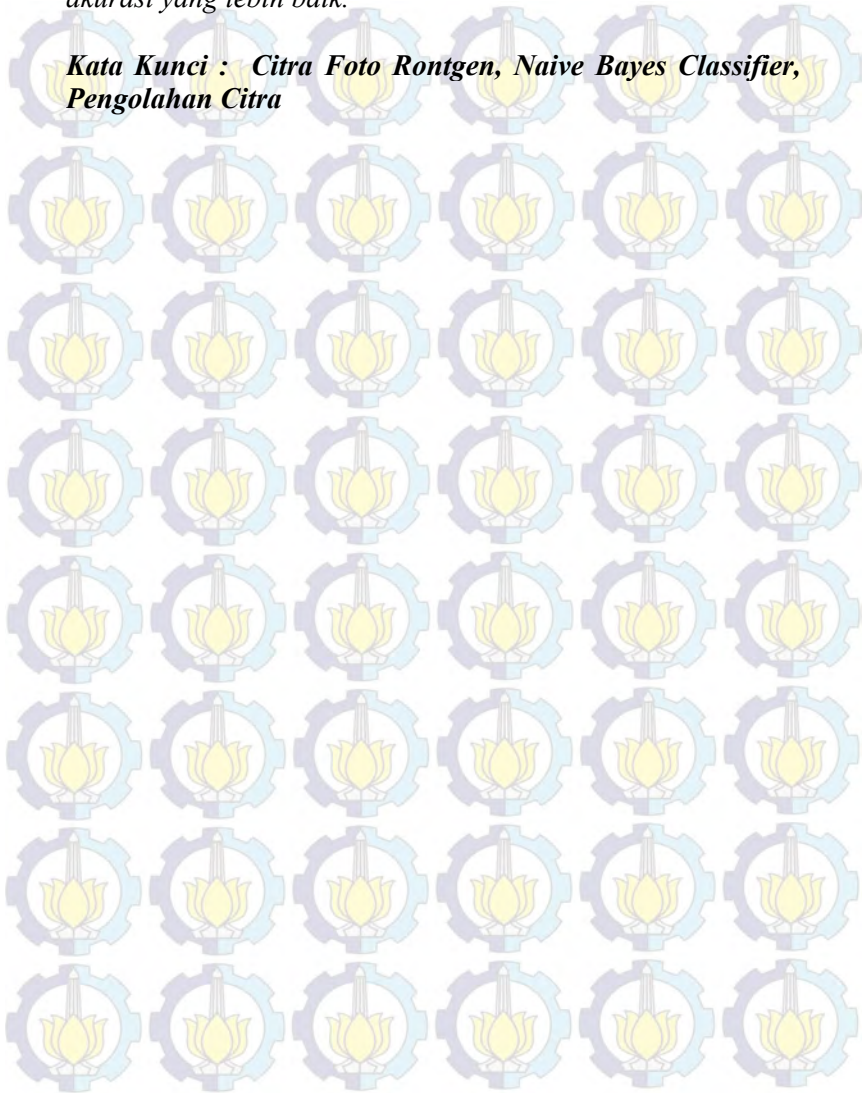
Klasifikasi citra foto Rontgen paru-paru dengan ekstraksi fitur histogram dan metode Naive Bayes Classifier telah dilakukan. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah berupa data citra grayscale foto Rontgen paru-paru berjumlah 150 data dengan rincian 90 data untuk pelatihan dan 60 data untuk pengujian.

Pemrosesan awal dilakukan dengan pengolahan citra (pre-processing image) dilakukan untuk meningkatkan kualitas visual citra sehingga dapat mempermudah proses klasifikasi citra. Dalam proses ini, citra masukkan difilter dengan filter median untuk menghilangkan noise dalam citra. Citra yang telah difilter kemudian dilakukan pemerataan atau ekualisasi histogram. Selanjutnya, dilakukan ekstraksi nilai-nilai fitur histogram yang ada di dalam citra tersebut. Nilai fitur histogram yang digunakan dalam penelitian ini ialah rerata, standart deviasi, varians, skewness, kurtosis, beda nilai aras maksimum dan rerata, serta entropy.

Tahapan akhir dilakukan proses pengklasifikasian citra dengan menggunakan metode Naive Bayes Classifier yang terdiri dari proses pelatihan dan proses pengujian. Pada proses pelatihan didapatkan nilai akurasi sebesar 100% dan nilai akurasi pada proses pengujian sebesar 70%. Jika dibandingkan dengan hasil penelitian sebelumnya dengan

bahan yang sama, pada penelitian ini menghasilkan nilai akurasi yang lebih baik.

Kata Kunci : Citra Foto Rontgen, Naive Bayes Classifier, Pengolahan Citra



CLASSIFICATION OF X-RAY IMAGE OF THE LUNGS WITH THE HISTOGRAM FEATURE EXTRACTION AND NAIVE BAYES CLASSIFIER METHODS

Name of Student : Alfiana Ramdhan
Student Number : 1110100005
Department : Fisika FMIPA-ITS
Advisor : Faridawati, S.Si, M.Si

Abstract

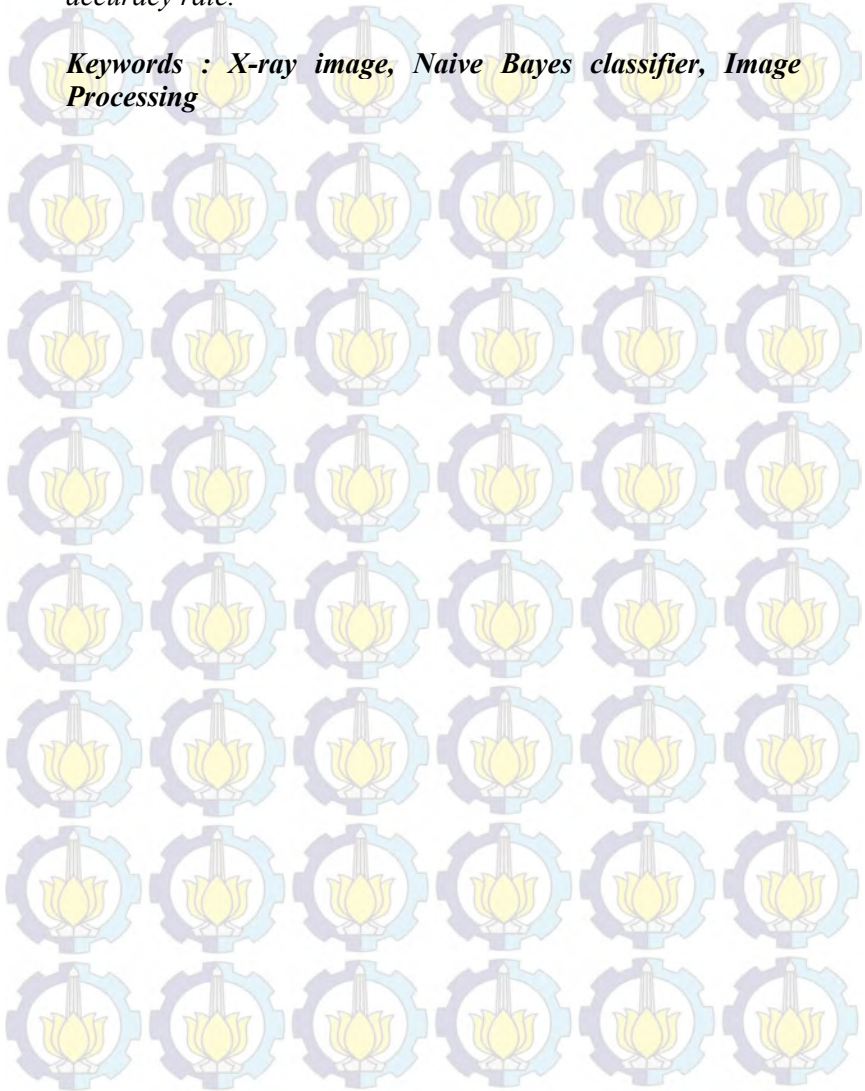
Classification of X-ray image of the lungs with the histogram feature extraction and Naive Bayes classifier methods have been done. The data used in this study is a grayscale image data in the form of X-ray lung numbered 150 the data with details 90 data for training and 60 data for testing.

Initial processing performed by image processing is performed to improve the visual quality of the image so as to facilitate the process of image classification. In this process, the image is filtered with a median filter to eliminate noise in the image. The image has been filtered over equity or histogram equalization. Furthermore, the extraction of the values of the histogram feature that is in the image. The value of the histogram features are used in this study is the mean, standard deviation, variance, skewness, kurtosis, difference and the mean value of the maximum level, and entropy.

Final stages of image classification process is carried out using the Naive Bayes classifier which consists of training process and testing process. In the training process the value obtained accuracy of 100% and the accuracy of the testing process by 70%. When compared with the results of previous

studies with the same material, in this study resulted in better accuracy rate.

Keywords : X-ray image, Naive Bayes classifier, Image Processing



KATA PENGANTAR

Puji dan syukur kehadiran Allah, Tuhan Yang Maha Esa. Berkat rahmat, karunia, anugerah, dan pertolongan-Nya, akhirnya saya bisa menyelesaikan Tugas Akhir dengan judul “*Klasifikasi Citra Paru-paru dengan Ekstraksi Fitur Histogram dan Naive Bayes Classifier*”.

Keinginan dan kerja keras tidak cukup untuk menyelesaikan Tugas Akhir ini. Dukungan, motivasi, bantuan, serta doa dari banyak pihak menjadi salah satu kunci dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini. Meskipun tidak dapat diungkapkan satu-persatu, saya ingin mengucapkan rasa terima kasih setulusnya kepada :

1. Allah SWT. Atas limpahan rahmat dan hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir ini.
2. Ayah, Ibu dan Kakak-kakakku tercinta, atas semua dukungan, motivasi untuk terus berusaha dan bekerja keras, serta doa yang tiada terbatas.
3. Bu Farida yang senantiasa memberikan bimbingan pengarahan, pengetahuan dan motivasi untuk menyelesaikan Tugas Akhir ini.
4. Bapak Bustomi yang senantiasa membantu memberikan bimbingan, pengarahan, pengetahuan dan motivasi untuk menyelesaikan Tugas Akhir ini.
5. Teman – teman seperjuangan, Dhita, Ima, Zaki atas kekompakan informasi selama pembimbingan Tugas Akhir.
6. Sahabat-sahabatku, Asa, Puput, Tia, Galuh, Putri, Nunu, duo Mas Arief dan Mas Anas yang selalu mengingatkan, mensupport, menemani penulis dalam mengerjakan Tugas Akhir ini.

7. Teman – temanku I-Prep B IALF yang selalu mensupport dan menghibur penulis selama mengerjakan Tugas Akhir ini.
8. Teman-temanku fisika khususnya COSMIC yang tidak bisa disebutkan satu persatu, yang selalu saling memotivasi untuk menyelesaikan Tugas Akhir ini.
9. Teman – temanku Fibulous team 12/13 AIESEC Surabaya yang selalu mensupport, menginspirasi dan mendoakan penulis dalam mengerjakan Tugas Akhir ini.
10. Keluarga keduaku AIESEC Surabaya yang selalu mensupport, menginspirasi dan memotivasi penulis dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.

Saya menyadari bahwa dalam penyusunan Tugas Akhir ini masih terdapat banyak kekurangan. Untuk itu, kritik dan saran yang membangun saya harapkan untuk kesempurnaan penyusunan Tugas Akhir ini. Semoga Tugas Akhir ini dapat bermanfaat bagi semua pihak.

Surabaya, 15 Desember 2014

Alfiana Ramdhan


DAFTAR ISI

Halaman Judul	
Lembar Pengesahan	
Abstrak	i
Abstract	iii
Kata Pengantar	v
Daftar Isi	vii
Daftar Gambar	ix
Daftar Tabel	xi
Daftar Lampiran	xiii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Tujuan Tugas Akhir	3
1.4 Batasan Masalah	4
1.5 Manfaat Penelitian	4
1.6 Sistematika Penulisan	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1 Sinar-X	5
2.2 Citra Digital	6
2.2.1 Citra Greyscale	6
2.2.2 Karakteristik Citra Paru-paru	7
2.3 Pengolahan Citra	8
2.3.1 Tapis Median (<i>Median Filter</i>)	9
2.3.2 Ekuilisasi Histogram Adaptif	10
2.4 Fitur Histogram	11
2.5 Konsep Klasifikasi	13
2.6 Aturan <i>Bayes</i>	13
2.7 Teorema <i>Bayes</i>	16
2.8 Naive Bayes Classifier	18

BAB III METODOLOGI	21
3.1 Obyek penelitian	21
3.2 Prosedur Kerja	21
3.2.1 Persiapan	21
3.2.2 Pemrosesan Awal Citra	21
3.2.3 Ekstraksi Fitur	23
3.2.4 Proses Klasifikasi	23
3.3 Diagram Penelitian.....	28
BAB IV ANALISA DAN PEMBAHASAN	29
4.1 Analisa Data	29
4.2 Hasil dan Pembahasan	29
4.2.1 Pemrosesan Awal.....	29
4.2.2 Ekstraksi Fitur.....	34
4.3 Naive Bayes Classifier.....	36
4.3.1 Pelatihan dengan <i>Naive Bayes Classifier</i>	36
4.3.2 Pengujian dengan <i>Naive Bayes Classifier</i>	37
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	41
5.1 Kesimpulan	41
5.2 Saran	41
DAFTAR PUSTAKA	43
LAMPIRAN-LAMPIRAN	45
BIODATA PENULIS	

DAFTAR TABEL

Tabel 4.1	Hasil klasifikasi citra latih	37
Tabel 4.2	Hasil klasifikasi citra uji.....	38

A decorative grid of logos consisting of a 7x6 array of identical icons. Each icon features a yellow lotus flower with five petals, centered within a light blue gear-like circular border. The icons are arranged in a regular grid pattern across the page.



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Hasil Foto Rontgen Paru-paru Posisi PA.....	7
Gambar 2.2	Hasil Foto <i>Rontgen</i> Paru-paru	8
Gambar 2.3	Diagram teknik-teknik analisa citra.....	9
Gambar 2.4	Diagram Pohon <i>Bayes</i>	14
Gambar 2.5	Diagram Pohon (aturan <i>Bayes</i>).....	15
Gambar 3.1	Diagram Alir Pengolahan Citra Latih hingga didapatkan ciri Histogram.....	22
Gambar 3.2	Diagram alir proses Pelatihan dengan <i>Naive Bayes Classifier</i>	25
Gambar 3.3	Diagram alir proses Pengujian dengan <i>Naive Bayes Classifier</i>	27
Gambar 3.4	Diagram alir Metode Penelitian Penerapan <i>Naive Bayes Classifier</i> untuk Klasifikasi Citra hasil <i>Rontgen</i> Paru-paru	28
Gambar 4.1	Contoh citra digital hasil <i>rontgen</i> paru-paru	29
Gambar 4.2	Citra Paru sebelum dan sesudah Filtering	31
Gambar 4.3	(a) Citra sebelum proses Ekualisasi Histogram , (b) Citra hasil proses Ekualisasi Histogram dan Histogramnya.....	33



“Halaman ini sengaja dikosongkan”

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Dewasa ini perkembangan teknologi pengolahan citra berkembang dengan pesat. Perkembangan aplikasi dalam dunia medis dan space program membuat teknik pengolahan citra digital digunakan dalam aplikasi berskala besar. Prosedur komputer yang digunakan untuk meningkatkan kontras atau kode level intensitas ke dalam warna mempermudah interpretasi X-ray (sinar X) dan citra lain yang digunakan dalam dunia industri, medis, dan ilmu biologi (Prasetyo, 2011). Dalam bidang medis, pengolahan citra dapat diaplikasikan untuk membantu dokter dalam mendiagnosa suatu penyakit. Pengolahan citra digital mengalami kemajuan penting dalam bidang kedokteran ketika ditemukannya tomografi terkomputisasi (*computerized tomography /CT*) pada tahun 1970-an dan kini teknologi tomografi sudah maju sangat pesat. Pengolahan citra digital dapat digunakan untuk identifikasi tumor atau kanker rahim, identifikasi penyakit paru-paru, identifikasi penyakit hati, identifikasi penyakit tulang, segmentasi tulang dari otot lainnya, klasifikasi gigi dan analisa citra mikroskopis (Putra, 2010, dalam Bisri, 2013).

Paru-paru merupakan salah satu organ tubuh yang sulit dideteksi dan didiagnosis oleh kebanyakan ahli radiolog. Metode bidang kesehatan yang digunakan untuk menangkap tampilan kondisi organ paru-paru salah satunya dengan menggunakan teknologi sinar-X (foto *Rontgen*). Teknologi ini adalah salah satu bentuk metode radiografi yang berdasarkan penyerapan sinar-X. Penggunaan sinar-X dalam pemeriksaan paru-paru merupakan teknik yang paling sering digunakan. Hasil proses dari sinar-X memberikan citra yang berbeda antara paru-paru yang sehat dan yang tidak sehat, seperti paru-paru normal ataupun kanker paru-paru.

Namun, pemeriksaan kanker paru-paru dari citra hasil foto *Rontgen* masih memiliki kekurangan yaitu beberapa praktisi medis seperti dokter-dokter spesialis paru-paru masih mengandalkan pengamatan visual dalam pembacaan hasil foto *Rontgen* sehingga hasilnya sangat subjektif. Dari penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa tingkat kegagalan ahli radiolog untuk mendiagnosa bintil kecil pada paru-paru sebesar 30% dari kasus nyata (Fontana, 1986, dalam Khoiro 2014). Dokter spesialis paru-paru harus melakukan pengamatan citra foto *Rontgen* secara teliti dan diagnose yang benar-benar akurat dalam deteksi kanker paru-paru pada pasien. Oleh karena itu diperlukan perangkat lunak yang mampu mendeteksi kanker paru-paru sebagai pembanding dari kerja para praktisi medis, sehingga perangkat lunak ini dapat membantu keakuratan penentuan deteksi kanker paru-paru (Deviasari, 2012, dalam Listyalina, 2013).

Klasifikasi adalah proses untuk menemukan model atau fungsi yang menjelaskan atau membedakan konsep atau kelas data, dengan tujuan untuk memperkirakan kelas dari suatu obyek. *Naïve Bayes Classifier* merupakan sebuah metode klasifikasi yang berakar pada teorema Bayes. Ciri utama dari *Naïve Bayes Classifier* ini adalah asumsi yang sangat kuat (naif) akan independensi dari masing-masing kondisi/kejadian (Agus Mulyanto, 2009, dalam Natalius, 2010).

Dalam Tugas Akhir ini, penulis berkeinginan untuk mengklasifikasikan citra hasil *Rontgen* paru-paru ke dalam tipe paru-paru normal, paru-paru dengan keadaan kanker dan paru-paru dengan keadaan *efusi*, dengan program computer menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier*. Metode ini digunakan karena dapat mengestimasi nilai berdasarkan nilai probabilitas dari setiap kejadian yang muncul serta parameter-parameter yang diinputkan masing-masing bersifat independen atau tidak ada hubungan satu dengan lainnya. Pada penelitian yang telah dilakukan oleh Iyan Mulyana mengenai klasifikasi bakteri *E.coli* ke dalam 8 kelompok menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier* nilai akurasinya sebesar 94%.

Nilai tersebut lebih besar dibandingkan dengan penelitian pengembangan sistem pakar dari klasifikasi bakteri *E.coli* untuk pengelompokan protein ke dalam berbagai ruang lokalisasi sekunder menggunakan metode klasifikasi *Nearest Neighbor* (K-nn) dengan tingkat akurasi sebesar 55% dan penelitian lainnya adalah sistem pakar untuk memprediksi sub selular lokasi protein dengan menggunakan Jaringan Saraf Tiruan (JST), tingkat keakurasian prediksi sekitaran 81% (Kusrini, 2001, dalam Uluwiyah).

Tugas Akhir ini juga mengacu pada penelitian sebelumnya dengan judul “Klasifikasi Citra Paru-paru dengan Ekstraksi Fitur Histogram dan Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation*”. Diharapkan penelitian dalam Tugas Akhir ini akan menghasilkan performansi yang lebih optimal dari penelitian sebelumnya.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, permasalahan yang akan dibahas pada usulan Tugas Akhir ini adalah bagaimana merancang sistem perangkat lunak untuk mengklasifikasikan citra hasil *Rontgen* paru-paru ke dalam tipe normal, kanker, dan efusi menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier* dan berapa tingkat akurasi dari sistem perangkat lunak dalam pengklasifikasian citra hasil *Rontgen* paru-paru menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier* jika dibandingkan dengan penelitian sebelumnya.

1.2 Tujuan Tugas Akhir

Tujuan dari usulan tugas akhir ini adalah membuat sistem perangkat lunak untuk mengklasifikasikan citra hasil *Rontgen* paru-paru ke dalam tipe normal, kanker, dan efusi menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier* dan mengetahui keakuratan dari sistem perangkat lunak dalam mengklasifikasikan citra hasil *Rontgen* paru-paru menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier* jika dibandingkan dengan penelitian sebelumnya (Tugas Akhir Hasan Bisri, 2013).

1.3 Batasan Masalah

Penelitian Tugas Akhir ini dibatasi hanya untuk menguji dan membandingkan penggunaan metode Naive Bayes Classifier dengan metode sebelumnya yaitu Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation pada pengklasifikasian citra hasil *Rontgen* paru meliputi paru-paru normal, paru-paru dengan keadaan kanker dan paru-paru dengan keadaan *efusi*. Dalam penelitian ini tidak dibahas proses pengambilan data. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Naive Bayes Classifier*. Sedangkan pengolahan dilakukan dengan menggunakan perangkat lunak Matlab 7.10.0.499 (R2010a).

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dari usulan tugas akhir ini adalah memberikan bahan referensi tentang perancangan perangkat lunak berbasis metode Naive Bayes Classifier untuk mempercepat kinerja dokter dalam menganalisa dan mengklasifikasikan citra hasil *Rontgen* paru-paru.

1.5 Sistematika Penulisan

Laporan ini disusun dengan sistematika laporan sebagai berikut : Bab I Pendahuluan berisikan latar belakang, rumusan masalah, tujuan Tugas Akhir, batasan masalah, manfaat Tugas Akhir dan sistematika penulisan. Bab II berisikan tentang dasar teori dari serangkaian penelitian yang dilakukan. Bab III berisikan tentang obyek penelitian, prosedur kerja yang dilakukan selama melaksanakan penelitian, dan diagram penelitian. Bab IV berisikan tentang analisa data pada penelitian yang telah dilakukan, serta hasil dan pembahasan penelitian yang telah dilakukan. Bab V berisikan tentang kesimpulan dari serangkaian penelitian dan saran untuk penelitian selanjutnya.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Sinar-X

Sinar-X ditemukan oleh Wilhelm Conrad Rontgen seorang berkebangsaan Jerman pada tahun 1895 (Akhadi, 2001 dalam Suyatno 2008). Penemuannya diilhami dari hasil percobaan percobaan sebelumnya antara lain dari J.J Thomson mengenai tabung katoda dan Heinrich Hertz tentang foto listrik. Kedua percobaan tersebut mengamati gerak elektron yang keluar dari katoda menuju ke anoda yang erada dalam tabung kaca yang hampa udara (Bambang, 1986 dalam Suyatno 2008).

Sinar-X merupakan salah satu bentuk radiasi elektromagnetik yang mempunyai energi antara 200 eV sampai 1 MeV dengan panjang gelombang antara 0,5 sampai 2,5 Å. Sinar-X dihasilkan dari tumbukan elektron berkecepatan tinggi dengan logam sasaran. Oleh karena itu, suatu tabung sinar-X harus mempunyai suatu sumber elektron, voltase tinggi, dan logam sasaran. Selanjutnya elektron-elektron yang ditumbukan ini mengalami pengurangan kecepatan dengan cepat. Energinya pun diubah menjadi foton (Jamaludin, 2010 dalam Listyana 2013).

Apabila suatu bahan dikenai sinar-X, intensitas sinar-X yang ditransmisikan lebih kecil dari intensitas sinar datang. Hal ini disebabkan adanya penyerapan oleh bahan dan juga penghamburan oleh atom-atom dalam material tersebut. Berkas sinar yang dihantarkan tersebut ada yang saling menghilangkan karena fasenya berbeda dan ada juga yang saling menguatkan karena fasenya sama (Jamaludin, 2010 dalam Listyana 2013)

Pembangkit sinar-X berupa tabung hampa udara yang di dalamnya terdapat filamen yang juga sebagai katoda dan terdapat komponen anoda. Jika filamen dipanaskan maka akan keluar elektron dan apabila antara katoda dan anoda diberi beda potensial yang tinggi, elektron akan dipercepat menuju ke anoda. Dengan percepatan elektron tersebut maka akan terjadi tumbukan tak kenyal sempurna antara elektron dengan anoda, akibatnya

terjadi pancaran radiasi sinar-X (Darmawan, 1987 dalam Suyatno 2008). Pemanfaatan sinar-X di bidang kedokteran nuklir merupakan salah satu cara untuk meningkatkan kesehatan masyarakat. Aplikasi ini telah cukup beragam mulai dari radiasi untuk diagnostic, pemeriksaan sinar-X gigi dan penggunaan radiasi sinar-X untuk terapi. Radioterapi adalah suatu pengobatan yang menggunakan sinar pengion yang banyak dipakai untuk menangani penyakit kanker. Alat diagnosis yang banyak digunakan di daerah adalah pesawat sinar-X (photo Rontgen) yang berfungsi untuk photo thorax, tulang tangan, kaki dan organ tubuh yang lainnya (Badri, 1998 dalam Suyatno 2008).

Berkas sinar-X dalam penyebarannya dari sumber melalui suatu garis yang menyebar ke segala arah kecuali dihentikan oleh bahan penyerap sinar-X (Arif, 2008 dalam Suyatno 2008). Oleh karena itu, tabung sinar-X ditutup dalam suatu rumah tabung logam yang mampu menghentikan sebagian besar radiasi sinar-X, hanya sinar-X yang berguna dibiarkan keluar dari tabung melalui sebuah jendela/window. Sinar-X adalah fotonfoton yang mempunyai energi tinggi, karena elektron memancarkan energi maka energi kinetik elektron akan berkurang dan akhirnya akan kehilangan seluruh energi kinetiknya. Jadi dalam proses ini akan terjadi spectrum kontinyu, spektrum tersebut mempunyai frekuensi *cut off* (batasan) atau panjang gelombang *cut off* yang tergantung pada potensial percepatan. Elektron-elektron yang ditembakkan akan mengeksitasi elektron dalam atom target (Arif, 2008 dalam Suyatno 2008). Jika elektron yang ditembakkan cukup besar energinya maka akan mampu melepaskan elektron target dari kulitnya. Kemudian kekosongan kulit yang ditinggalkan elektron akan diisi oleh elektron yang lebih luar dengan memancarkan radiasi. Transisi ini akan menyebabkan sederet baris (garis-garis) spectrum yang dalam notasi sinar-X disebut garis-garis $K\alpha$, $K\beta$, $K\gamma$ dan seterusnya.

Pada sistem pencitraan sinar-X diperlukan tegangan tinggi, dengan tujuan agar dapat dihasilkan berkas sinar-X. Untuk itu rangkaian listriknya dirancang sedemikian rupa sehingga

tegangan tingginya dapat diatur dengan rentang yang besar yaitu antara 30 kV sampai 100 kV. Jika kVnya rendah maka sinar-X memiliki gelombang yang panjang sehingga akan mudah diserap oleh atom dari target (anoda), kemudian disebut sebagai soft x-ray. Radiasi yang dihasilkan dengan pengaturan tegangan yang cukup tinggi maka akan dihasilkan sinar-X dengan daya tembus yang besar dan panjang gelombang yang pendek. Sinar-X merupakan gelombang elektromagnetik yang dapat menembus suatu bahan, tetapi hanya sinar-X yang mempunyai energi yang tinggi yang dapat menembus bahan yang dilaluinya, selain itu akan diserap oleh bahan tersebut. Sinar-X yang mampu menembus bahan itulah yang akan membentuk gambar atau bayangan (Arif, 2008 dalam Suyatno 2008).

Radiasi merupakan energi yang dipancarkan dalam bentuk partikel atau gelombang elektromagnetik atau cahaya (foton) dari sumber radiasi. Radiasi yang ditimbulkan dari tindakan medis yang berasal dari sumber buatan manusia, misalnya radiasi dari sinar-X. Radiologi atau *Rontgen* sinar X termasuk ke dalam radiasi pengion yang merupakan sarana penunjang diagnostik yang sudah berkembang pesat. Dalam bidang medis penggunaan sinar-X untuk pencitraan diagnostik telah digunakan selama lebih dari satu abad (Seibert, 2004). Salah satu manfaat sinar-X adalah dapat mendeteksi penyakit kelainan organ dengan cepat melalui radiodiagnosa (Suyatno, 2008).

Metode sinar-X ini menggunakan sumber sinar-X berupa titik dan detektor yang digunakan adalah selembat film negatif. Dampak sinar-X adalah menghitamkan film negatif tadi, yang berbanding lurus dengan intensitasnya. Oleh karena itu, benda-benda yang menyerap sinar lebih banyak (lebih rapat) akan ditampilkan dalam film negatif dengan warna yang lebih terang daripada benda-benda yang menyerap sinar lebih sedikit. (Santoso, 1990, dalam Khoiro 2014).

2.2 Citra Digital

Citra digital dapat dinyatakan sebagai suatu fungsi dua dimensi $f(x,y)$, dengan x maupun y adalah posisi koordinat

sedangkan f merupakan amplitudo pada posisi (x,y) yang sering dikenal sebagai intensitas atau *grey scale* (Purnomo dan Muntasa, 2010). Nilai dari intensitas bentuknya adalah diskrit mulai dari 0 sampai 255. Citra yang ditangkap oleh kamera dan telah dikuantisasi dalam bentuk nilai diskrit disebut sebagai citra digital (*digital image*). Jadi citra digital tersusun dari sejumlah nilai tingkat keabuan yang dikenal sebagai piksel (*pixel*) pada posisi tertentu. Untuk melakukan pemrosesan citra digital, maka citra analog harus dikonversi terlebih dahulu ke dalam bentuk citra digital.

Proses konversi citra analog ke citra digital disebut dengan digitalisasi dan alatnya disebut dengan digitizer. Dengan demikian, digitizer berfungsi untuk mengonversi suatu citra ke proses representasi numerik yang cocok untuk input oleh komputer. Citra digital dapat diperoleh secara otomatis dari sistem penangkap citra digital (digitizer) yang melakukan pembentukan citra dan membentuk suatu matriks dimana elemen-elemennya dinyatakan sebagai nilai intensitas cahaya pada suatu himpunan diskrit dari titik-titik. Pada digitizer, sinyal yang diterima masih merupakan sinyal analog yang harus diubah ke digital dengan merubah harga kontinu menjadi harga diskrit. Selanjutnya citra yang diskrit diolah pada komputer digital untuk siap ditampilkan pada monitor peraga dengan mengolah prosesor video digital melalui pengolahan citra terhadap pixel-pixel pada citra (Yaffe dkk, 1997, dalam Listyalina 2013).

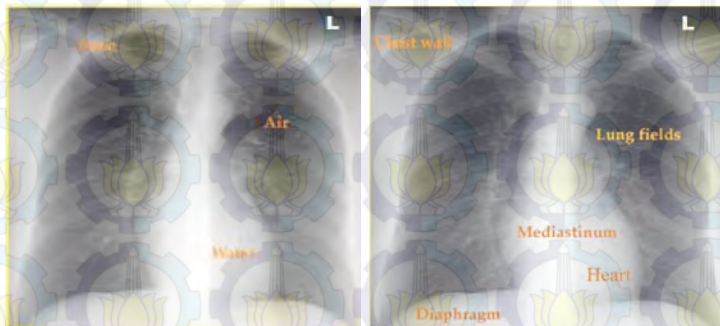
2.2.1 Citra Greyscale

Citra *grayscale* merupakan citra dimana nilai dari setiap pikselnya merupakan sample tunggal. Pada citra ini, memiliki variasi warna antar hitam dan putih, akan tetapi variasi warna diantaranya sangat banyak (Saraswati, 2011, dalam Uluwiyah). Setiap sample piksel citra *grayscale* kemungkinan memiliki sebanyak 256 intensitas. Citra greyscale merupakan citra digital yang hanya memiliki satu nilai kenal pada setiap pikselnya, dengan kata lain nilai bagian RED sama dengan GREEN sama

dengan BLUE. Nilai tersebut digunakan untuk menunjukkan tingkat intensitas. Warna yang dimiliki adalah warna dari hitam, keabuan dan putih (Gonzales, 2008, dalam Bisri 2013).

2.2.2 Karakteristik Citra Paru-paru

Citra paru-paru ini diambil ketika pasien sedang dalam posisi *postero-anterior*(PA) dan sedang bernafas dalam (inspirasi). Hasil dari citra paru-paru dengan posisi PA, akan diberikan label L (left) yang menandakan bagian sebelah kiri dan pasien.

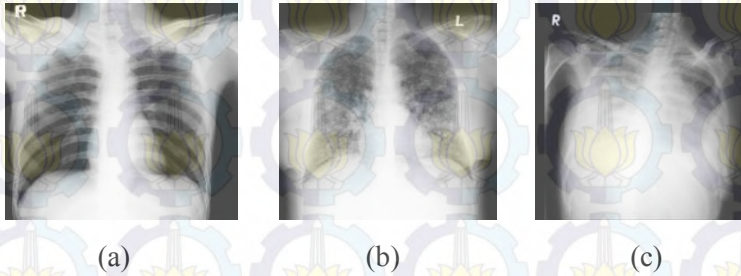


Gambar 2.1 Hasil Foto Rontgen Paru-paru Posisi PA

Berdasarkan Gambar 2.1, Paru-paru terbagi dua oleh mediastinum ditengah-tengah. Di sebelah kiri dan kanan mediastinum terdapat paru-paru yang berisi udara, oleh karena itu warnanya relatif hitam. Sedangkan pada bagian sebelah kiri bawah terdapat jantung yang berisis cairan, sehingga berwarna relatif putih, dan terdapat tulang rusuk yang warnanya relatif transparan (Deby, 2012, dalam Khoiro 2014).

Pada penelitian ini citra paru-paru akan diklasifikasikan ke tiga kondisi, yakni kondisi paru-paru normal, paru-paru yang terkena kanker dan paru-paru yang terkena *efusi* yang dibedakan berdasarkan warna pada paru-paru. Paru-paru normal akan tampak hitam dan tidak terdapat adanya flek putih yang menutupi paru-paru. Paru-paru yang terkena kanker akan terlihat adanya

flek-flek putih yang menutupi paru-paru. Sedangkan untuk efusi warna putih yang menutupi paru-paru lebih rapat dan dominan (Saksono, 2010).



Gambar 2.2 Hasil Foto *Rontgen* Paru-paru (a) Normal; (b) Kanker; (c) Efusi

2.3 Pengolahan Citra

Pengolahan citra adalah pemrosesan gambar dua dimensi dengan menggunakan computer (Putra, 2010). Dalam pengolahan citra, masalah persepsi visual, yaitu apa yang dilihat oleh mata manusia, mempunyai peranan penting (Wijaya, 2007, dalam Arfa,dkk, 2012). Jadi, pengolahan citra bertujuan memperbaiki kualitas citra agar mudah diinterpretasikan oleh manusia atau komputer. Pengolahan citra digital ini merupakan suatu kajian ilmu yang mengolah data berupa gambar dengan bantuan sistem teknologi computer, baik tentang perbaikan kualitas citra ataupun pengenalan citra, semua dapat di pelajari dalam ilmu ini.

Tujuan akhir atas sejumlah besar aplikasi pengolahan citra adalah mengekstraksi ciri penting atas data citra, dengan deskripsi, interpretasi, ataupun pemahaman atas suatu adegan dapat dilakukan oleh mesin. Sistem visi yang lebih canggih mampu menerjemahkan hasil-hasil analisis dan mendeskripsikan bermacam-macam objek dan keterhubungannya pada adegan. Dalam hal ini analisis citra berbeda dengan operasi pengolahan citra lainnya, seperti pemulihan (*restoration*), peningkatan (*enhancement*), dan penyandian (*coding*), dengan keluarannya

merupakan citra yang lain. Pada dasarnya analisis citra mencakup studi tentang teknik-teknik ekstraksi ciri, segmentasi dan klasifikasi, seperti yang ditunjukkan pada gambar 2.3 berikut.



Gambar 2.1 Diagram teknik-teknik analisa citra

(Jain, 1995, dalam Khoiro 2014)

Pada penelitian ini, citra yang digunakan adalah citra *X-ray* bergambar rangka tulang tangan, di mana setelah melalui proses *scan* akan menghasilkan citra digital (*.PCX). Adapun pengolahan citra yang digunakan dalam penelitian ini sebagai berikut.

2.3.1 Tapis Median (*Median Filter*)

Filter median sangat terkenal karena untuk jenis tertentu dari random noise, filter median memberikan kemampuan pengurangan noise pada ukuran yang sama (Prasetyo, 2011). Median filter merupakan tipe khusus dari *low-pass filter*, median filter tidak membutuhkan konvolusi, namun mengambil nilai titik tengah dari citra setelah nilai pikselnya diurutkan dengan menggunakan ukuran tertentu, misalnya 3x3, 5x5, 7x7 atau yang lainnya (Purnomo dan Muntasa, 2010,).

Tapis median termasuk pada tapis non linier dimana tapis ini menghitung nilai dari setiap piksel yang baru, yaitu nilai piksel

pusat koordinat *sliding window* dengan nilai tengah dari piksel di dalam *window*. Nilai tengah dari piksel di dalam *window* tergantung pada ukuran *sliding window*. Kernel pada konvolusi (*sliding window*) diletakkan pada setiap pixel dari citra input dan menghasilkan pixel baru. Nilai pixel baru dihitung dengan menghasilkan setiap nilai pixel tetangga dengan bobot yang berhubungan pada kernel dan kemudian menjumlah hasil perkalian tersebut. Untuk ukuran *window* m-baris dan n-kolom maka banyaknya piksel dalam *window* adalah (m x n). Akan lebih akurat apabila ukuran *window* adalah bilangan ganjil karena piksel pada posisi tengahnya lebih pasti diperoleh, yaitu piksel pada posisi $(m \times n + 1)/2$. Secara sistematis, tapis median dapat dinyatakan sebagai berikut.

$$O(i,j) = \text{median} \{U(i+k-1,j+l-1)\} \dots\dots\dots (2.1)$$

dimana k dan l merupakan himpunan dari *window*.

(Putra, 2010, dalam Bisri 2013)

2.3.2 Ekualisasi Histogram Adaptif (*Adaptif Histogram Equalization*)

Ekualisasi histogram merupakan salah satu bagian penting dari beberapa aplikasi pengolahan citra. Tujuan dari teknik ini adalah untuk menghasilkan histogram citra yang seragam. Teknik ini dapat dilakukan pada keseluruhan citra atau pada beberapa bagian citra saja.

Distribusi ulang terhadap histogram awal dilakukan dengan memetakan setiap nilai piksel pada histogram awal menjadi nilai piksel baru dengan cara sebagai berikut:

$$n(g) = \max \left(0, \text{round} \left[(L - 1) + \frac{c(g)}{N} \right] - 1 \right) \dots\dots (2.2)$$

Dengan $n(g)$ adalah nilai piksel baru, N menyatakan banyaknya piksel pada citra (bila citra *grayscale* berukuran 8x8

maka N adalah 64), g menyatakan nilai *graylevel* awal yang nilainya 1 sampai dengan $L-1$ (L menyatakan nilai *graylevel* maksimum). Sedangkan $c(g)$ menyatakan banyaknya piksel yang memiliki sama dengan g atau kurang, yang secara matematis dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$c(g) = \sum_{i=1}^g h(i) \dots\dots\dots (2.3)$$

dimana $g = 1,2,3,\dots, L-1$

Pada dasarnya ekualisasi histogram adaptif sama dengan ekualisasi histogram biasa, hanya saja pada ekualisasi histogram adaptif citra dibagi menjadi blok-blok (*sub-image*) dengan ukuran $n \times n$. Kemudian pada setiap blok dilakukan proses ekualisasi histogram. Ukuran blok (n) dapat bervariasi dan setiap ukuran blok akan memberikasn hasil yang berbeda. Setiap blok dapat saling tumpang tindih beberapa piksel dengan blok lainnya. (Putra, 2010, dalam Bisri 2013).

2.4 Fitur Histogram

Analisis tekstur lazim dimanfaatkan sebagai proses antara proses klasifikasi dan interpretasi citra. Suatu proses klasifikasi citra berbasis analisis tekstur pada umumnya membutuhkan tahapan ekstraksi ciri (Putra, 2010, dalam Bisri 2013).

Ekstraksi fitur histogram merupakan metode pengambilan ciri yang didasarkan pada karakteristik histogram citra. Histogram menunjukkan probabilitas kemunculan nilai derajat keabuan piksel pada suatu citra. Bila X menyatakan tingkat keabuan pada suatu citra, maka probabilitas $P(X)$ dinyatakan dengan:

$$P(x) = \frac{\text{banyaknya titik-titik yang memiliki tingkat keabuan}}{\text{total banyaknya titik pada daerah suatu citra}} \dots\dots (2.4)$$

Dari nilai-nilai pada histogram yang dihasilkan, dapat dihitung beberapa parameter ciri orde pertama, antara beberapa

fitur yang digunakan dalam penelitian ini yakni rata-rata (*mean*), standar deviasi, *kurtosis*, *skewness* dan *entropy*. (Bisri, 2013).

a) *Mean (m)*

Menunjukkan ukuran rata-rata intensitas dari suatu citra. Secara matematis ditunjukkan sebagai berikut :

$$m = \sum_{i=0}^{L-1} z_i p(z_i) \dots \dots \dots (2.5)$$

b) *Standar Deviasi (σ)*

Menunjukkan ukuran rata-rata kontras dari suatu citra. Secara matematis ditunjukkan sebagai berikut :

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^2 p(z_i)} \dots \dots \dots (2.6)$$

c) *Kurtosis (α_4)*

Menunjukkan tingkat keruncingan relatif kurva histogram dari suatu citra. Secara matematis ditunjukkan sebagai berikut :

$$\alpha_4 = \frac{1}{\mu_4} \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^4 p(z_i) \dots \dots \dots (2.7)$$

d) *Skewness (α_3)*

Menunjukkan ukuran kecondongan histogram citra. Ukuran ini 0 untuk histogram yang simetris, positif untuk histogram yang condong ke kanan (terhadap *mean*) dan negatif untuk histogram yang condong ke kiri. Secara matematis ditunjukkan sebagai berikut:

$$\alpha_3 = \frac{1}{\mu_3} \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^3 p(z_i) \dots \dots \dots (2.8)$$

e) *Entropy (e)*

Menunjukkan ukuran keacakan histogram dari suatu citra. Secara matematis ditunjukkan sebagai berikut:

$$e = \sum_{i=0}^{L-1} p(z_i) \log_2 p(z_i) \dots \dots \dots (2.9)$$

dimana z_i adalah variabel random yang mengindikasikan intensitas, $p(z)$ adalah histogram level intensitas dalam region, L adalah jumlah level intensitas yang tersedia, dan:

$$n = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^n p(z_i) \dots \dots \dots (2.10)$$

(Prasetyo, 2011)

2.5 Konsep Klasifikasi

Klasifikasi adalah proses untuk menemukan model atau fungsi yang menjelaskan atau membedakan konsep atau kelas data, dengan tujuan untuk dapat memperkirakan kelas dari suatu objek (Agus Mulyanto, 2009, dalam Natalius 2010). Klasifikasi merupakan proses awal dari pengelompokan data. Beberapa teknik klasifikasi yang digunakan adalah *Decision tree classifier*, *Rule-based classifier*, *Neural-network*, *Support vector machine*, dan *Naive Bayes Classifier*. Setiap teknik menggunakan algoritma pembelajaran untuk mengidentifikasi model yang memberikan hubungan yang paling sesuai antara himpunan atribut dan label kelas dari data input.

2.6 Aturan Bayes

Berdasarkan aturan *Bayes*, Teorema 1.16 Misalkan kejadian B_1, B_2, \dots, B_k merupakan suatu sekatan (partisi) dari ruang sampel T dengan $P(B_i) \neq 0$ untuk $i = 1, 2, \dots, k$, maka untuk setiap kejadian A anggota T

$$P(A) = \sum_{i=1}^k P(B_i \cap A) = \sum_{i=1}^k P(B_i) P(A | B_i) \dots \dots \dots (2.11)$$

Kejadian A merupakan gabungan dari sejumlah kejadian yang saling terpisah $B_1 \cap A, B_2 \cap A, \dots, B_k \cap A$. Yaitu,

$$A = (B_1 \cap A) \cup (B_2 \cap A) \cup \dots \cup (B_k \cap A) \dots \dots \dots (2.12)$$

Pada Teorema 1.10 jika A dan B merupakan dua kejadian, maka

$$P(A \cup B) = P(A) + P(B) - P(A \cap B) \dots\dots\dots (2.13)$$

Sedangkan akibat dari Teorema 1.10 jika $A_1, A_2, A_3, \dots, A_n$ bersifat saling independen, maka

$$P(A_1 \cup A_2 \cup \dots \cup A_n) = P(A_1) + P(A_2) + \dots + P(A_n) \dots (2.14)$$

Perhatikan bahwa A_1, A_2, \dots, A_n merupakan sebuah partisi dari ruang sampel S, maka

$$\begin{aligned} P(A_1 \cup A_2 \cup \dots \cup A_n) &= P(A_1) + P(A_2) + \dots + P(A_n) \\ &= P(S) \end{aligned}$$

$$(A_1 \cup A_2 \cup \dots \cup A_n) = 1 \dots\dots\dots (2.15)$$

Pada Teorema 1.13 dua kejadian A dan B yang independen jika dan hanya jika,

$$P(A \cap B) = P(A)P(B) \dots\dots\dots (2.16)$$

Oleh karena itu untuk mendapatkan probabilitas dari dua peristiwa independen yang akan terjadi, kita hanya perlu mencari hasil dari probabilitas dari masing-masing kejadian.

Dengan menggunakan akibat teorema 1.10 dan kemudian teorema 1.13 diperoleh,

$$\begin{aligned} P(A) &= P[(B_1 \cap A) \cup (B_2 \cap A) \cup \dots \cup (B_k \cap A)] \\ &= P(B_1 \cap A) \cup P(B_2 \cap A) \cup \dots \cup P(B_k \cap A) \\ &= P(A) = \sum_{i=1}^k P(B_i \cap A) = \sum_{i=1}^k P(B_i) P(A | B_i) \dots\dots\dots (2.17) \end{aligned}$$

Teorema 1.17 (Aturan Bayes) Misalkan kejadian B_1, B_2, \dots, B_k merupakan suatu sekatan ruang sampel T dengan $P(B_i) \neq 0$

untuk $i = 1, 2, \dots, k$. Misalkan A suatu kejadian sembarang dalam T dengan $P(A) \neq 0$, maka

$$P(B_r | A) = \frac{P(B_r \cap A)}{\sum_{i=1}^k P(B_i \cap A)} = \frac{P(B_r)P(A | B_r)}{\sum_{i=1}^k P(B_i)P(A | B_i)} \dots\dots\dots (2.18)$$

Untuk $r = 1, 2, \dots, k$.

Menurut definisi peluang bersyarat,

$$P(B_r | A) = \frac{P(B_r \cap A)}{P(A)} \dots\dots\dots (2.19)$$

Dan dengan menggunakan Teorema 1.16 pada penyebut, kita peroleh

$$P(B_r | A) = \frac{P(B_r \cap A)}{\sum_{i=1}^k P(B_i \cap A)} \dots\dots\dots (2.20)$$

Gunakan Teorema 1.13 pada pembilang dan penyebut, kita peroleh bentuk

$$P(B_r | A) = \frac{P(B_r)P(A | B_r)}{\sum_{i=1}^k P(B_i)P(A | B_i)} \dots\dots\dots (2.21)$$

Teknik Bayes menggunakan distribusi awal $f(\theta)$ bersama dengan distribusi gabungan sampel $f(x_1, x_2, \dots, x_n; \theta)$, untuk menghitung distribusi pasca $f(\theta | x_1, x_2, \dots, x_n)$. Distribusi pasca terdiri atas keterangan dari distribusi awal yang subjektif maupun dari distribusi sampel yang objektif dan menyatakan derajat keyakinan kita mengenai letak parameter θ setelah sampel diamati. Jadi distribusi pasca dapat ditulis sebagai

$$f(\theta | x_1, x_2, \dots, x_n) = \frac{f(x_1, x_2, \dots, x_n; \theta)}{g(x_1, x_2, \dots, x_n)} \dots\dots\dots (2.22)$$

(Walpole/Mayers, 1995)

2.7 Teorema Bayes

Bayesian classification adalah pengklasifikasian statistik yang dapat digunakan untuk memprediksi probabilitas keanggotaan suatu *class*. *Bayesian classification* didasarkan pada teorema bayes yang memiliki kemampuan klasifikasi serupa dengan *decision tree* dan *neural network*. *Bayesian classification* terbukti memiliki akurasi dan kecepatan yang tinggi saat diaplikasikan ke dalam database dengan data yang besar (Uluwiyah).

Untuk menjelaskan teorema *Naive Bayes*, perlu diketahui bahwa proses klasifikasi memerlukan sejumlah petunjuk untuk menentukan kelas apa yang cocok bagi sampel yang dianalisis tersebut. Karena itu, teorema Bayes di atas disesuaikan sebagai berikut :

$$P(C | F_1, \dots, F_n) = \frac{P(C) P(F_1, \dots, F_n | C)}{P(F_1, \dots, F_n)} \dots\dots\dots (2.23)$$

Dimana variabel *C* mempresentasikan kelas, sementara variabel $F_1 \dots F_n$ mempresentasikan karakteristik-karakteristik petunjuk yang dibutuhkan untuk melakukan klasifikasi. Maka rumus tersebut menjelaskan bahwa peluang masuknya sampel dengan karakteristik tertentu dalam kelas *C* (*posterior*) adalah peluang munculnya kelas *C* (sebelum masuknya sampel tersebut, seringkali disebut *prior*), dikali dengan peluang kemunculan karakteristik-karakteristik sampel pada kelas *C* (disebut juga *likelihood*), dibagi dengan peluang kemunculan karakteristik-karakteristik sampel secara global (disebut juga *evidence*). Karena itu, rumus (2.23) dapat pula ditulis secara sederhana sebagai berikut (Natalius, 2010):

$$Posterior = \frac{prior \times likelihood}{evidence} \dots\dots\dots (2.24)$$

Nilai *evidence* selalu tetap untuk setiap kelas pada satu sampel. Nilai dari *posterior* tersebut yang nantinya akan dibandingkan dengan nilai-nilai *Posterior* kelas lainnya untuk

menentukan ke kelas apa suatu sampel akan diklasifikasikan (Natalius, 2010).

2.8 Naive Bayes Classifier

Naive Bayes Classifier merupakan sebuah metode klasifikasi yang berakar pada teorema Bayes (Natalius, 2010). Kelebihan *Naive Bayes Classifier* (NBC) adalah sederhana tetapi memiliki akurasi yang tinggi. Algoritma NBC yang sederhana dan kecepatannya yang tinggi dalam proses pelatihan dan klasifikasi membuat algoritma ini menarik untuk digunakan sebagai salah satu metode klasifikasi (Rachli, 2007, dalam Uluwiyah). Metode ini merupakan pengembangan dari metode *Bayesian Classification*. *Bayesian Classification* adalah pengklasifikasian statistik yang dapat digunakan untuk memprediksi probabilitas keanggotaan suatu *class*. *Bayesian Classification* didasarkan pada teorema bayes yang memiliki kemampuan kalsifikasi serupa dengan *decision tree* dan *neural network*. *Bayesian Classification* tersebut memiliki akurasi dan kecepatan yang tinggi saat diaplikasikan ke dalam database dengan data yang besar (Munir, 2004, dalam Uluwiyah). Pada distribusi ini dikarakteristikan pada dua paramater input yaitu mean (μ) dan varian (σ^2) untuk setiap kelas fitur yang dicari dan peluang kelas bersyarat untuk masing-masing *detector windows*, kemudian mencari peluang terbesar. Karena citra bernilai kontinu maka rumus yang digunakan untuk mencari peluang tersebut menggunakan rumus distribusi *gaussian*. Sehingga pernyataan tersebut dapat dinyatakan pada persamaan sebagai berikut:

$$P(X_i = x_i \mid Y = y_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{ij}}} \exp\left(-\frac{(x_i - \mu_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}\right) \dots\dots\dots (2.25)$$

Dan bila dijabarkan lagi, persamaan diatas menjadi :

$$P(X_i = x_i \mid Y = y_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{ij}}} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x_i - \mu_{ij}}{\sigma_{ij}}\right)^2\right] \dots\dots\dots (2.26)$$

dimana :

P : Peluang

X_i : Atribut ke i

x_i : Nilai atribut ke i

Y : Kelas yang dicari

y_j : Sub kelas Y yang dicari

μ : Rata-rata dari atribut $\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right)$ tiap karakteristik per kelas

σ^2 : Varian dari atribut $\left(\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2\right)$

Parameter μ_{ij} dapat diestimasi berdasarkan sampel *mean* X_i (\bar{x}) untuk seluruh record pada data latih yang dimiliki kelas y_j . Dengan cara yang sama, σ^2_{ij} dapat diestimasi dari sampel varian (s^2) *record* tersebut (Harini, 2007, dalam Uluwiyah.). *Naive Bayes Classifier* ini mengestimasi peluang bersyarat dengan mengasumsikan bahwa atribut adalah independen secara bersyarat. Sehingga metode ini menghitung nilai peluang terbesar. Hasil dari perhitungan probabilitas ini nantinya yang akan menjadi inputan *likelihood* yang menjadi bagian dari pengklasifikasian.

BAB III METODOLOGI

3.1 Obyek Penelitian

Obyek yang digunakan dalam penelitian tugas akhir ini adalah citra *Rontgen* paru-paru berbentuk *softcopy* dari mesin X-Ray digital sebanyak 150 citra yang telah didiagnosa oleh dokter sebelumnya. Citra yang digunakan terdiri dari citra *Rontgen* paru-paru normal, paru-paru yang terkena efusi dan paru-paru yang terkena kanker. Sedangkan perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini adalah Matlab 7.10.0.499 (R2010a).

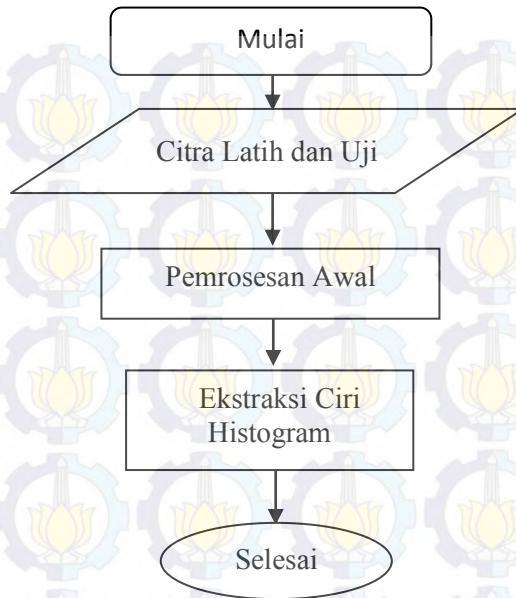
3.2 Prosedur Kerja

3.2.1 Persiapan

Dalam penelitian ini terdapat beberapa persiapan yang dilakukan diantaranya adalah persiapan bahan penelitian, bahan dibagi menjadi 2 yakni untuk keperluan pelatihan perangkat lunak sebanyak 90 sampel yang terdiri atas 30 sampel citra *Rontgen* paru-paru normal, 30 sampel citra *Rontgen* paru-paru dengan keadaan kanker dan 30 sampel citra *Rontgen* paru-paru yang terkena *efusi*. Dan sebanyak 60 sampel untuk keperluan pengujian perangkat lunak yang terdiri atas 20 sampel citra *Rontgen* paru-paru normal, 20 sampel citra *Rontgen* paru-paru dengan keadaan kanker dan 20 sampel citra *Rontgen* paru-paru dengan keadaan *efusi*.

3.2.2 Pemrosesan Awal Citra

Dari hasil citra hasil *Rontgen* paru-paru, dilakukan pengolahan citra agar diperoleh citra yang diinginkan, yaitu pola paru-paru normal, pola paru-paru dengan keadaan kanker dan pola paru-paru dengan keadaan *efusi*. Adapun langkah-langkah pengolahan citra digambarkan pada Gambar diagram alir 3.1 sebagai berikut :



Gambar 3.1 Diagram Alir Pengolahan Citra Latih hingga didapatkan ciri Histogram

Pemrosesan awal citra bertujuan untuk meningkatkan kualitas dari citra dan menonjolkan informasi yang terkandung di dalam citra sehingga dapat mempermudah proses yang akan dilakukan selanjutnya. Pelaksanaan masing-masing langkah diuraikan sebagai berikut.

a) Konversi citra RGB ke greyscale

Pada tahap ini, citra jenis RGB diolah terlebih dahulu untuk disamakan ukurannya dan diubah kedalam bentuk *greyscale* baik data pelatihan maupun data uji.

b) Tapis Median (*Median Filter*)

Proses yang kedua adalah Tapis median yang merupakan tipe filter spasial non-linier. Metode ini tidak

membutuhkan nilai tidak membutuhkan konvolusi, namun mengambil nilai titik tengah dari citra setelah nilai pikselnya diurutkan dengan menggunakan ukuran tertentu. Median filter yang digunakan adalah blok berdimensi 9x9. Proses filterisasi dengan metode ini digunakan untuk mengurangi noise yang ada pada citra.

c) **Ekualisasi Histogram Adaptif (*Adaptive Histogram Equalization*)**

Ekualisasi histogram merupakan metode untuk memperbaiki kualitas citra dengan cara mengubah sebaran tingkat keabuan citra. Di dalam pelaksanaannya, metode ini dilakukan salah satunya dengan menggunakan metode *Adaptive Histogram Equalization*. Namun pada metode ini, citra dibagi menjadi beberapa bagian dan tiap bagian citra dilakukan ekualisasi histogram.

3.2.3 Ekstraksi Fitur

Setelah tahap pemrosesan awal, maka proses selanjutnya adalah tahap ekstraksi fitur. Ekstraksi fitur adalah proses untuk memunculkan ciri dan mereduksi dimensi citra dari dimensi tinggi ke dimensi yang lebih rendah. Proses ini bertujuan untuk mendapatkan informasi-informasi penting dari citra paru-paru. Citra yang telah difilter kemudian diekstrak nilai-nilai fitur histogram yang ada pada citra tersebut. Fitur histogram yang digunakan pada penelitian ini adalah nilai rata-rata (*mean*), nilai standar *deviasi*, nilai *kurtosis*, nilai *skewness* dan nilai *entropy*.

3.2.4 Proses Klasifikasi

Hasil ekstraksi fitur yang telah dilakukan, digunakan untuk melakukan klasifikasi menggunakan pengukuran kemiripan. Metode yang digunakan untuk pengklasifikasian pada penelitian ini adalah metode *Naive Bayes Classifier* (NBC). Metode ini menghitung nilai peluang terbesar. Pada proses ini dilakukan dua tahap yakni proses pelatihan dengan NBC dan proses pengujian

dengan NBC. Penjelasan mengenai dua tahap tersebut diuraikan sebagai berikut :

1) Pelatihan dengan *Naive Bayes Classifier*

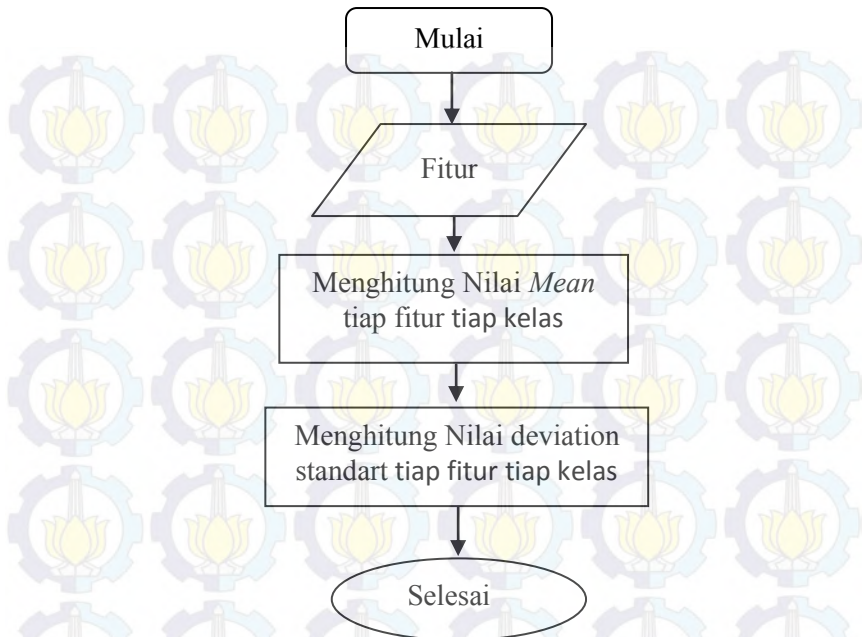
Proses ini merupakan proses pelatihan yaitu menghitung *mean* dan *deviation standart* tiap fitur tiap kelas. Adapun rumus yang digunakan untuk menghitung *mean* adalah :

$$= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \dots\dots\dots (3.1)$$

Sedangkan untuk menghitung *deviation standart* adalah :

$$\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \dots\dots\dots (3.2)$$

Adapun proses pelatihan dengan *Naive Bayes Classifier* ini dapat digambarkan pada gambar diagram alir 3.2 sebagai berikut :



Gambar 3.2 Diagram Alir proses Pelatihan dengan *Naive Bayes Classifier*

2) Pengujian dengan *Naive Bayes Classifier*

Proses ini merupakan proses pengujian yaitu menghitung nilai peluang terbesar dengan menggunakan persamaan.10 yakni probabilitas distribusi gaussian. Pada proses ini akan diklasifikasikan citra sesuai pada kelasnya.

Analisa proses klasifikasi dilakukan dengan menggunakan performasi sistem. Performasi sistem diuji dengan menggunakan nilai akurasi dan error. Dimana nilai akurasi merupakan tingkat keakuratan sistem dalam mengenali input yang diberikan

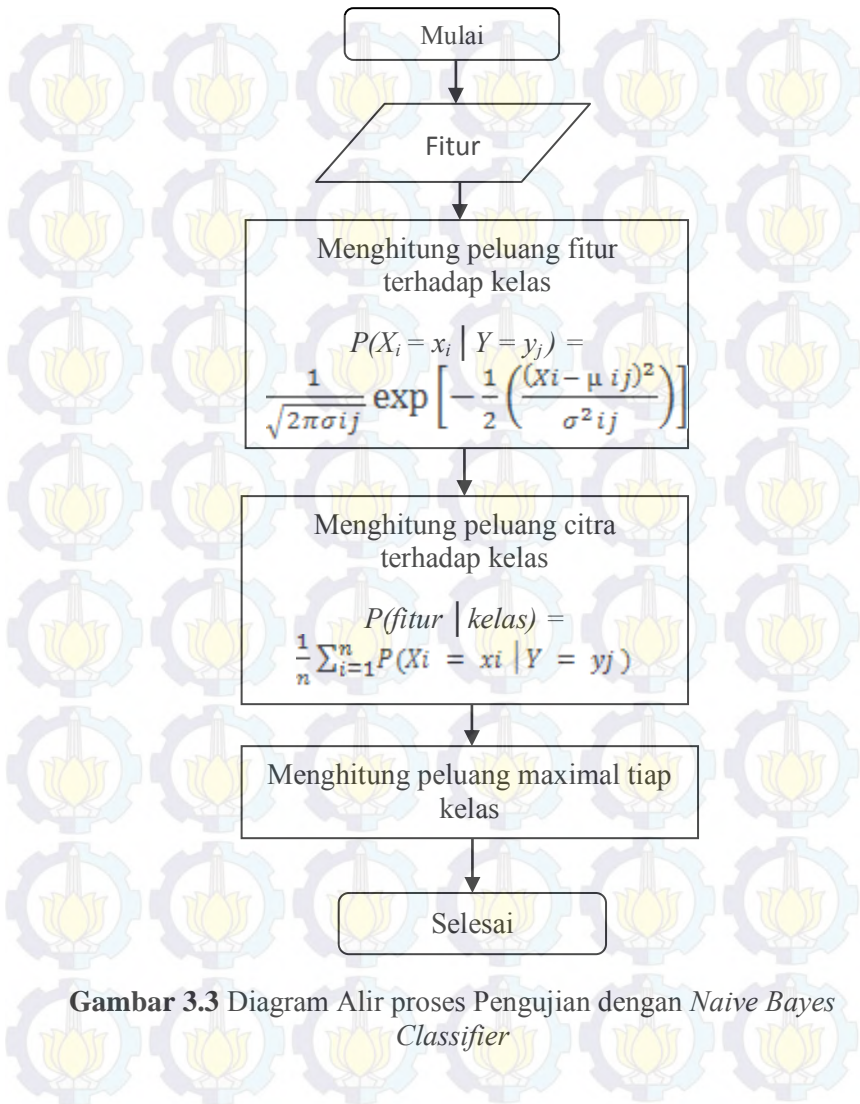
sehingga menghasilkan output yang benar. Secara matematis dapat dirumuskan sebagai berikut :

$$\text{akurasi} = \frac{\text{jumlah data yang benar}}{\text{jumlah data keseluruhan}} \times 100\% \dots\dots\dots (3.3)$$

Sedangkan nilai error yang merupakan tingkat kesalahan sistem dalam mengenali data input dapat dirumuskan sebagai berikut :

$$\text{error} = \frac{\text{jumlah data yang salah}}{\text{jumlah data keseluruhan}} \times 100\% \dots\dots\dots (3.4)$$

Adapun proses pengujian dengan Naive Bayes Classifier ini dapat digambarkan pada gambar diagram alir 3.3 sebagai berikut :



3.3 Diagram Penelitian

Langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian Tugas Akhir ini dapat digambarkan dalam diagram alir seperti pada gambar 3.4 berikut :



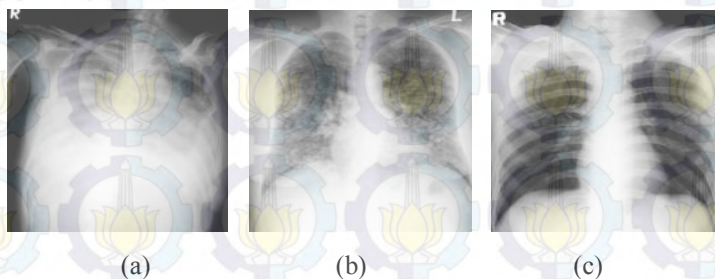
Gambar 3.4 Diagram Alir Metode Penelitian Penerapan *Naive Bayes Classifier* untuk Klasifikasi Citra hasil *Rontgen Paru-paru*

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Analisa Data

Data yang diolah dalam penelitian Tugas Akhir ini merupakan data sekunder yang terdiri dari citra hasil *Rontgen* paru-paru yang tersimpan dalam format bitmap (.bmp) dengan resolusi 8 bit. Dalam penelitian ini digunakan 150 citra yang terdiri dari 50 citra paru-paru *efusi*, 50 citra paru-paru kanker dan 50 citra paru-paru normal (lihat lampiran I). Gambar 4.1 merupakan contoh data citra yang diolah dalam penelitian Tugas Akhir ini.



Gambar 4.1 Contoh citra digital hasil *rontgen* paru-paru: (a) *efusi*, (b) kanker, (c) normal

4.2 Hasil dan Pembahasan

4.2.1 Pemrosesan Awal

Tahap pengolahan citra dimulai dari didapatkannya data digital dari citra hasil *Rontgen* paru-paru dengan format citra bitmap (.bmp). Awalnya, citra yang digunakan dalam penelitian ini dibagi menjadi 2 kelompok. Kelompok yang pertama sebagai citra latih yang digunakan untuk citra acuan dalam membuat model klasifikasi sedangkan kelompok kedua sebagai citra uji

yang digunakan untuk uji coba sistem, dimana masing-masing kelompok terdiri dari tiga jenis citra hasil *Rontgen* paru-paru. Sebanyak 90 citra latih terdiri dari 30 citra hasil *Rontgen* paru-paru dengan keadaan *efusi*, 30 citra hasil *Rontgen* paru-paru dengan keadaan kanker, dan 30 citra hasil *Rontgen* paru-paru dengan keadaan normal. Sedangkan citra uji yang digunakan adalah 60 citra uji terdiri dari 20 citra hasil *Rontgen* paru-paru dengan keadaan *efusi*, 20 citra hasil *Rontgen* paru-paru kanker, dan 20 citra hasil *Rontgen* paru-paru normal.

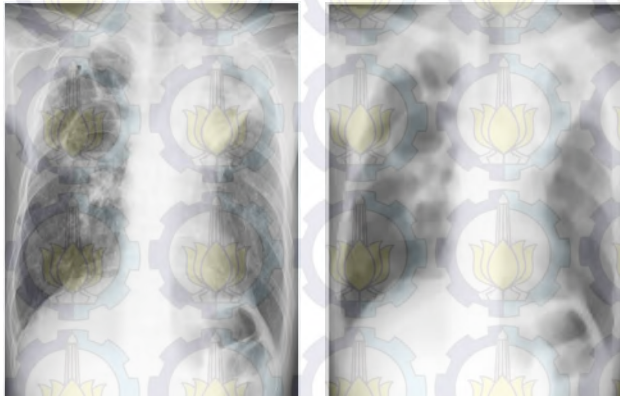
Agar dapat dikenali kelompok-kelompok citra hasil *Rontgen* seperti pada Gambar 4.1 di atas, apakah termasuk golongan paru-paru *efusi*, paru-paru kanker atau paru-paru normal, citra melewati serangkaian proses pengolahan citra agar diperoleh hasil berupa fitur dari masing-masing kelompok citra. Data-data hasil pengolahan citra ini nantinya menjadi inputan pada klasifikasi citra menggunakan metode *Naive Bayes Classification*.

Adapun tahapan pengolahan citra diawali dengan tahapan pre-processing, ekstraksi fitur, pengukuran kemiripan dan penentuan hasil kemiripan. Pemrosesan awal atau *pre-processing* merupakan sebuah proses awal yang dilakukan untuk memperbaiki kualitas citra dan mengambil ciri atau karakteristik pada suatu citra digital sebelum dilakukan pemrosesan citra selanjutnya. Pemrosesan citra awal yang dilakukan adalah pengubahan tipe citra dari tipe RGB menjadi tipe *grayscale* atau skala keabuan. Tujuan dari konversi tipe citra ini untuk mempermudah analisis citra lebih lanjut. Jumlah warna pada citra *grayscale* adalah 256 dan nilainya berada pada jangkauan 0 – 255. Warna hitam pada citra ditunjukkan dengan nilai keabuan “0” dan warna putih ditunjukkan dengan warna “255”. Nilai keabuan inilah yang nantinya diolah dalam proses selanjutnya.

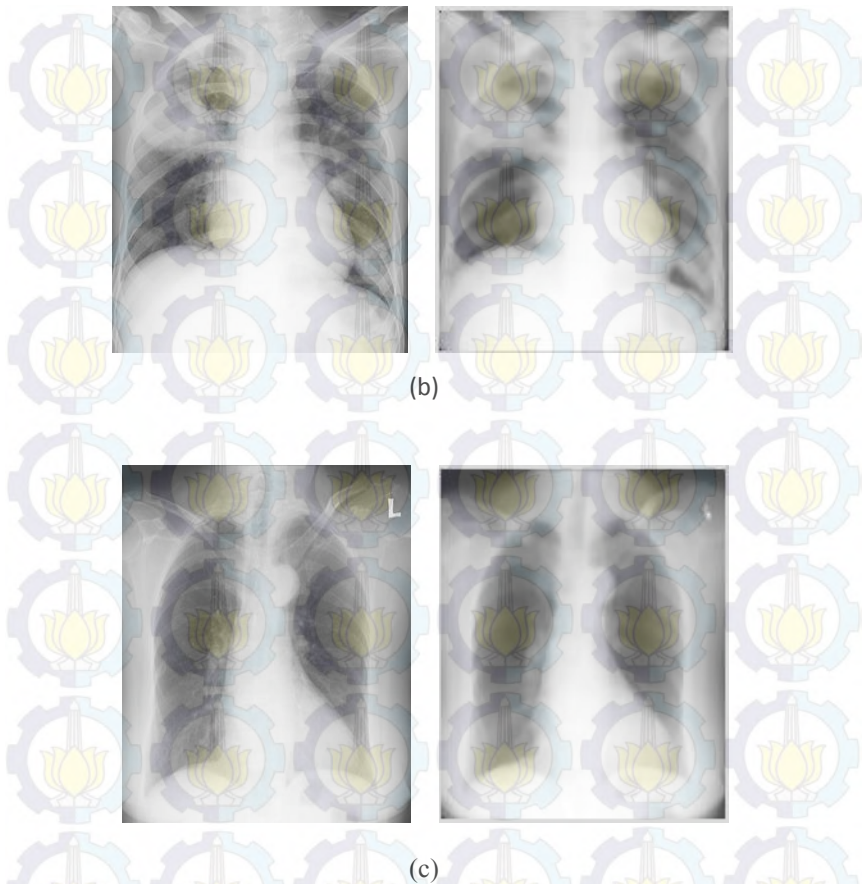
Proses yang kedua adalah proses filterisasi citra menggunakan proses median filter. Proses ini digunakan untuk mengurangi noise yang ada pada citra. Pada umumnya selama

proses pengambilan citra, kualitas citra dapat terpengaruh oleh perbedaan perlakuan yang berkaitan dengan ketidakseragaman pencahayaan, pergerakan, pergeseran dan noise. Oleh sebab itu, proses ini menjadi salah satu tahapan penting dalam pemrosesan citra untuk perbaikan kualitas citra.

Proses pemfilteran citra dilakukan menggunakan filter median berukuran 9×9 . Penggunaan blok berukuran tersebut bertujuan agar dapat menghilangkan bintik-bintik putih disekitar paru sehingga tidak tampak lagi noisenya. Hal ini disebabkan semakin besar blok dimensi yang digunakan maka noise akan semakin berkurang karena jumlah tetangga yang digunakan dalam komputasi diperbanyak yakni sebesar 9×9 . Hasilnya citra menjadi lebih halus dan lebih jelas. Gambar 4.2 menunjukkan hasil citra sebelum dan sesudah dilakukan *filtering* untuk tiap kelas.



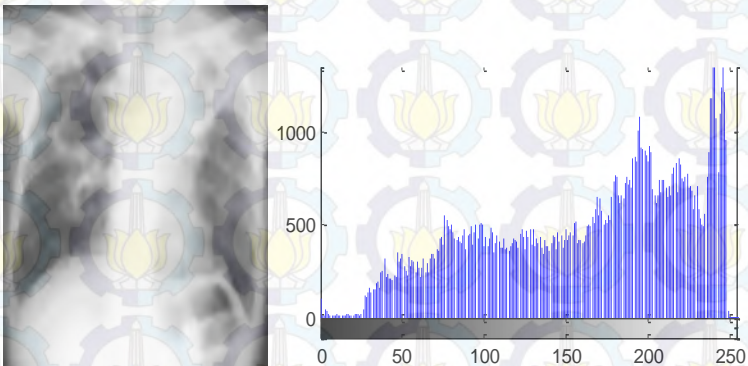
(a)



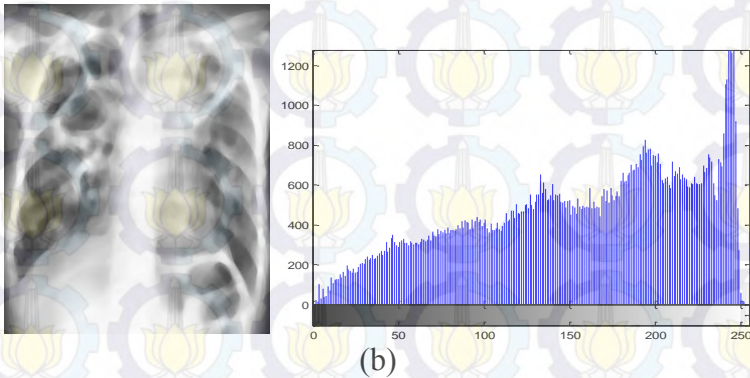
Gambar 4.2 Citra Paru Sebelum *Filtering* (kiri) dan Citra Paru Setelah *Filtering* (kanan) (a) Kanker *Efusi* (b) Penyakit Paru Kanker (c) Paru Normal

Pada Gambar 4.2 (citra paru sebelah kanan), dapat dilihat bahwa citra hasil median filter masih memiliki tingkat kekontrasan yang rendah dan detail paru-paru masih kurang jelas.

Hal tersebut dapat mempengaruhi proses pengklasifikasian yang akan dilakukan selanjutnya. Oleh sebab itu, diperlukan proses perbaikan citra menggunakan ekualisasi histogram adaptif (*Adaptive Histogram Equalization*). Pada penelitian ini, Ekualisasi Histogram Adaptif digunakan untuk meningkatkan kontras citra dengan meratakan nilai keabuan pada histogram citra. Gambar 4.3 menunjukkan perbedaan citra sebelum dan sesudah melalui proses ekualisasi histogram. Dari proses tersebut dapat dilihat bahwa citra hasil ekualisasi histogram adaptif memiliki nilai keabuan yang lebih merata pada setiap tingkatan keabuan sehingga detail dari citra tiap kelompok kelas semakin terlihat. Sedangkan pada citra sebelumnya, nilai keabuan pada histogram citra cenderung tidak merata (tingkat keabuan yang lebih rendah).



(a)



Gambar 4.2 (a) Citra sebelum proses ekualisasi histogram adaptif, (b) Citra hasil ekualisasi histogram adaptif dan histogramnya

Pada proses ekualisasi histogram adaptif ini, citra dibagi menjadi beberapa bagian. Tiap-tiap bagian tersebut kemudian diperbaiki dengan ekualisasi histogram. Proses ekualisasi histogram adaptif ini sama dengan proses ekualisasi histogram biasa akan tetapi dalam prakteknya, ekualisasi histogram dilakukan dengan meratakan gray level dari yang asalnya mengumpul di daerah gelap, mengumpul di daerah terang, dan sebagainya yang mana gray level itu tidak sepenuhnya memenuhi daerah gelap hingga terang menjadi merata mulai dari daerah gelap ($r=0$) sampai dengan daerah terang ($r=L-1$). Pada ekualisasi histogram adaptif, kontras citra dapat dibatasi, terutama bagian citra yang homogen, untuk menghindari peningkatan noise di dalam citra. Oleh karena itu, proses ekualisasi histogram adaptif digunakan untuk mendapatkan citra dengan kontras yang baik namun tidak merusak kualitas citra secara keseluruhan.

4.2.2 Ekstraksi Fitur

Citra yang telah melewati pemrosesan awal, kemudian diekstraksi fitur histogramnya. Fitur histogram ini merupakan

karakter dari citra yang digunakan sebagai pembandingan antara citra *Rontgen* paru-paru jenis satu dengan jenis yang lainnya. Pada penelitian ini, fitur histogram diperoleh dari pengolahan data-data yang direpresentasikan dalam histogram citra.

Fitur-fitur histogram yang digunakan adalah nilai rata-rata (*mean*), nilai standar deviasi (*Deviation standart*), nilai *kurtosis*, nilai *skewness* dan nilai *entropy*. Metode ekstraksi fitur histogram ini merupakan metode statistik yang menggunakan perhitungan statistik distribusi derajat keabuan (histogram) di dalam citra. Nilai dari masing-masing fitur ini kemudian dijadikan parameter dalam mengklasifikasikan citra paru-paru ke dalam beberapa kelompok (lihat lampiran II). Berikut contoh fitur dari salah satu citra latih paru-paru dengan kondisi normal :

<i>Mean</i>	= 153,341
<i>Deviation standart</i>	= 64,6952
<i>Kurtosis</i>	= 7,7938
<i>Skewness</i>	= -1.1957
<i>Entropy</i>	= 7,5395

Pada penelitian yang dilakukan oleh Dr.S.A.Patil dan M.B.Kuchanur pada tahun 2012 menyatakan bahwa nilai kontras dan energi merupakan fitur utama yang dapat digunakan dalam proses klasifikasi citra *Rontgen* paru-paru. Sedangkan standar deviasi menyatakan nilai rata-rata kontras dari citra. Oleh karena itu, penggunaan nilai standar deviasi dapat dianggap relevan dalam penelitian ini.

Penggunaan fitur nilai *mean*, *kurtosis*, *skewness* dan *entropy* dapat dianggap relevan dalam penelitian ini karena keempat fitur tersebut didasarkan oleh perbedaan nilai keabuan dan bentuk histogram citra.

4.3 Naive Bayes Classifier

Metode *Naive Bayes Classifier* merupakan pengklasifikasian sederhana yang menggunakan teori peluang dengan rumus turunan dari *teorema bayes*. Pada proses pengklasifikasian ini terdapat dua proses, yakni proses pelatihan citra dan proses pengujian citra.

4.3.1 Pelatihan dengan Metode *Naive Bayes Classifier*

Proses awal ini merupakan proses pelatihan dengan menghitung nilai *mean* dan standar deviasi tiap fitur tiap kelas. Pada tahap pelatihan ini, digunakan 90 data pelatihan yang dibagi menjadi 30 citra hasil *Rontgen* paru-paru dengan keadaan *efusi*, 30 citra hasil *Rontgen* paru-paru dengan keadaan kanker dan 30 citra hasil *Rontgen* paru-paru dengan keadaan normal.

Dalam proses ekstraksi fitur, data hasil ekstraksi ini telah disimpan dalam bentuk *database*. Saat proses pelatihan dijalankan maka data hasil ekstraksi fitur dapat dimasukkan secara otomatis.. Pada proses pelatihan ini, di hitung nilai *mean* dan *variant* dari hasil ekstraksi fitur yang selanjutnya menjadi paramter inputan yang digunakan untuk mencari peluang kelas terhadap data citra uji pada proses pengujian. Nilai *mean* yaitu nilai untuk mencari kesamaan nilai dengan data latih. Sedangkan nilai *variant* adalah nilai kemungkinan yang cocok dengan data latih dari data citra input.

Performasi dari sistem dapat dilihat dari perhitungan tingkat akurasi yang menunjukkan tingkat akurasi dari sistem dalam mengenali input yang diberikan. Dari pelatihan tersebut diperoleh nilai akurasi pelatihan seperti pada tabel 4.1 berikut.

Tabel 4.1 Hasil klasifikasi citra latih

Citra Latih	Terdeteksi sebagai			Tingkat Akurasi	Jumlah Citra
	Normal	Kanker	Efusi		
Normal	30	0	0	100%	30
Kanker	0	30	0	100%	30
Efusi	0	0	30	100%	30
Rata-rata prosentase				100%	90

Hasil dari proses pelatihan menunjukkan tingkat akurasi sebesar 100% pada masing-masing kelas.

4.3.2 Pengujian dengan Metode *Naive Bayes Classifier*

Proses ini merupakan pengujian yaitu menghitung nilai peluang dengan menggunakan rumus probabilitas distribusi gaussian sesuai dengan persamaan 2.19. Pada distribusi ini dikarakteristikan pada dua parameter input yaitu mean (μ) dan varian (σ^2) untuk tiap kelas fitur yang dicari dan peluang kelas, kemudian mencari peluang terbesar. Proses ini menggunakan 60 data citra uji. Dari pengujian tersebut, diperoleh hasil klasifikasi citra uji seperti pada tabel 4.2 berikut.

Tabel 4.2 Hasil klasifikasi citra uji

Citra Latih	Terdeteksi sebagai			Tingkat	Jumlah Citra
	Normal	Kanker	Efusi	Akurasi	
Normal	16	2	2	80%	20
Kanker	11	9	0	55%	20
Efusi	0	3	17	85%	20
Rata-rata prosentase				73%	60

Asumsi yang diambil dalam pengklasifikasian citra ini adalah fitur berupa data numerik dipandang sebagai kumpulan fitur yang saling bebas (independen) dan proses penentuan kelas dari data uji dilakukan dengan cara menghitung besarnya probabilitas terpilihnya data uji dengan karakteristik tertentu dalam kelas tertentu (*Posterior*) dan probabilitas munculnya kelas tertentu (*Prior*). Berdasarkan data yang telah diinput akan dilakukan proses klasifikasi dan menghasilkan nilai probabilitas yang dihitung menggunakan Naive Bayes. Selanjutnya, penentuan kelas yang cocok bagi suatu data uji dilakukan dengan cara membandingkan nilai *Posterior* untuk masing-masing kelas, dan mengambil kelas dengan nilai *Posterior* yang tinggi (Dewi, 2013).

Dari tabel 4.2 hasil pengujian sistem menghasilkan tingkat akurasi sebesar 73%. Sistem lebih banyak mengenali jenis citra paru-paru efusi dan lebih sedikit mengenali jenis citra paru-paru kanker. Hal ini disebabkan karena dari 60 data citra uji sebanyak 17 data memiliki nilai probabilitas yang lebih tinggi pada kelas efusi dibandingkan pada kelas lain dan sisanya

sebanyak 3 data uji masuk ke dalam kelas kanker. Begitupula pada kelas kanker, sistem lebih sedikit mengenali jenis citra ini karena dari hasil perhitungan hanya sebanyak 9 data uji yang memiliki nilai probabilitas tinggi di dalam kelas kanker. Selain itu, banyaknya jumlah data latih juga berpengaruh pada peningkatan akurasi karena data latih merupakan data yang akan dijadikan acuan untuk membuat model klasifikasi. Oleh sebab itu, pada penelitian ini sistem masih belum bisa mengklasifikasikan citra uji dengan tingkat akurasi 100% sempurna.

Dibandingkan dengan penelitian yang dilakukan sebelumnya oleh Hasan Bisri pada tahun 2013, penelitian ini dilakukan dengan bahan yang sama namun dengan metode yang berbeda. Pada penelitian sebelumnya didapatkan nilai akurasi pelatihan sebesar 98,89% dan nilai akurasi pada pengujian sebesar 65%. Namun, pada penelitian ini nilai akurasi pada proses pelatihan dan pengujian mengalami peningkatan dibandingkan pada penelitian sebelumnya. Bahkan pada proses pelatihan, sistem dapat mengenali seluruh citra masukkan ditandai dengan nilai akurasi pelatihan mencapai 100%. Sedangkan pada proses pengujian, sistem dapat mengenali citra dengan nilai akurasi mencapai 73%. Hal ini disebabkan karena metode yang digunakan pada penelitian ini dapat mengestimasi nilai berdasarkan nilai probabilitas dari setiap kejadian yang muncul serta parameter parameter yang diinputkan masing masing bersifat independen atau tidak ada hubungan satu dengan yang lainnya. Selain itu, proses penentuan kelas dari data uji dilakukan dengan cara menghitung besarnya probabilitas terpilihnya data uji dengan karakteristik tertentu dalam kelas tertentu dan probabilitas munculnya kelas tertentu. Hal ini membuktikan bahwa metode *Naive Bayes Classifier* dapat digunakan untuk memprediksi dan mengklasifikasikan citra paru-paru ke dalam kelas *efusi*, kanker dan normal.



"Halaman ini sengaja dikosongkan"

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Beberapa hal yang dapat di simpulkan dari penelitian Tugas Akhir perancangan dan pembuatan sistem perangkat lunak pengklasifikasian citra foto *Rontgen* paru-paru dengan ekstraksi fitur histogram dengan menggunakan metode *Naive Bayes Classifier* adalah sebagai berikut:

1. Sistem perangkat lunak dengan metode *Naive Bayes Classification* untuk identifikasi penyakit paru-paru ke dalam kelompok *efusi*, kanker dan normal telah dilakukan.
2. Setelah dilakukan pengujian sistem perangkat lunak dengan metode *Naive Bayes Classifier* didapatkan bahwa metode ini dapat digunakan untuk memprediksi dan mengklasifikasikan citra paru-paru ke dalam kelas *efusi*, kanker dan normal.
3. Jika dibandingkan dengan hasil penelitian sebelumnya menggunakan jaringan syaraf tiruan *backpropagation*, pada penelitian ini terjadi peningkatan akurasi yakni sebesar 70%.

5.2 Saran

Untuk mendapatkan performa sistem perangkat lunak yang lebih baik, sebaiknya dilakukan :

1. Proses pengolahan awal data citra dilakukan dengan lebih baik lagi.
2. Sistem perangkat lunak dapat dikembangkan lebih lanjut untuk mengklasifikasikan jenis penyakit yang lain.
3. Memperbanyak citra yang digunakan dalam proses pelatihan, agar jaringan dapat lebih mengenali pola klasifikasi.



“Halaman ini sengaja dikosongkan”

DAFTAR PUSTAKA

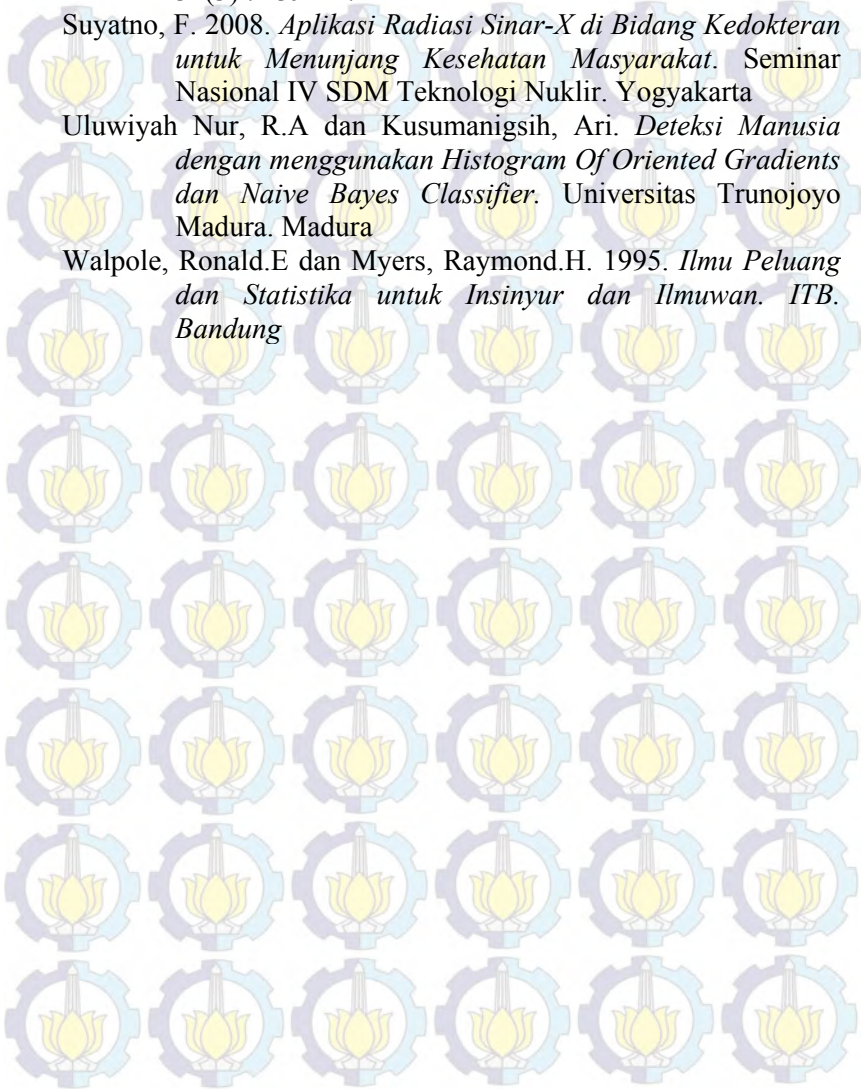
- Arfa,dkk. 2012. *Klasifikasi Motif Batik Berbasiskan Pengolahan Citra Digital menggunakan Metode Support Vector Machine*. Institut Teknologi Telkom Bandung. Bandung
- Bisri, Hasan. 2013. *Klasifikasi Citra Paru-paru dengan Ekstraksi Fitur Histogram dan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation*. J. Sains dan Seni POMITS, vol.2. 2337-3520
- Dewi, Nina Awaliah. Suprpto. Afif, Ahmad. 2013. *Identifikasi Jenis Sel Leukosit pada Citra Mikroskopis menggunakan Ekstraksi Fitur Geometri dan Klasifikasi Naive Bayes*. Universitas Brawijaya. Malang
- Listyana, Latifah. 2013. *Implementasi Learning Vector Quantization (LVQ) untuk Klasifikasi Kanker Paru dari Citra Foto Rontgen*. Universitas Airlangga. Surabaya
- Khoiro, Muhimmatul. 2014. *Analisa Pengaruh Proses Segmentasi Citra Terhadap Klasifikasi Citra Rontgen Paru-paru dengan JST Backpropagation*. Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya. Surabaya
- Natalius, Samuel. 2010. *Metode Naive Bayes Classification dan Penggunaannya pada Klasifikasi Dokumen*. Institut Teknologi Bandung. Bandung
- Prasetyo, Eko. 2011. *Pengolahan Citra Digital dan Aplikasinya menggunakan MATLAB*. Andi. Yogyakarta
- Purnomo, Mauridhi Hery dan Muntasa, Arif. 2010. *Konsep Pengolahan Citra Digital dan Ekstraksi Fitur*. Graha Ilmu. Yogyakarta
- Saksono, Hanung Tyas. Rizal, Achmad. Usman, Koredianto. 2010. *Pendeteksian Kanker Paru-paru dengan menggunakan Transformasi Wavelet dan Metode Linear Discriminant Analysis*. Institut Teknologi Telkom. Bandung
- Seibert, J.A. 2004. *X-Ray Imaging Physics For Nuclear Medicine Technologies*. Part I : Basic Principles of X-Ray

Production. *Journal of Nuclear Medicine Technology*.
32(3) : 139-147

Suyatno, F. 2008. *Aplikasi Radiasi Sinar-X di Bidang Kedokteran untuk Menunjang Kesehatan Masyarakat*. Seminar Nasional IV SDM Teknologi Nuklir. Yogyakarta

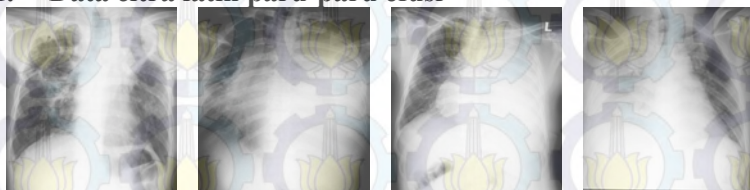
Uluwiyah Nur, R.A dan Kusumaningsih, Ari. *Deteksi Manusia dengan menggunakan Histogram Of Oriented Gradients dan Naive Bayes Classifier*. Universitas Trunojoyo Madura. Madura

Walpole, Ronald.E dan Myers, Raymond.H. 1995. *Ilmu Peluang dan Statistika untuk Insinyur dan Ilmuwan*. ITB. Bandung



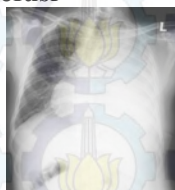
LAMPIRAN I

1. Data citra latih paru-paru efusi



(1)

(2)



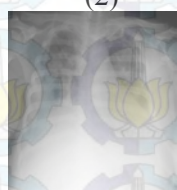
(3)



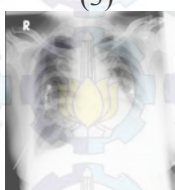
(4)



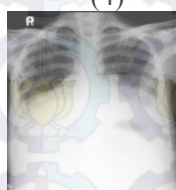
(5)



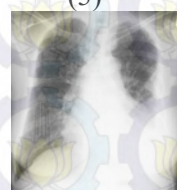
(6)



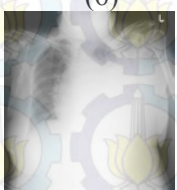
(7)



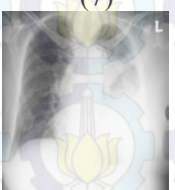
(8)



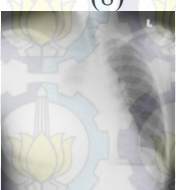
(9)



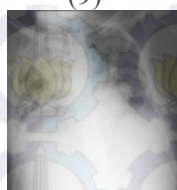
(10)



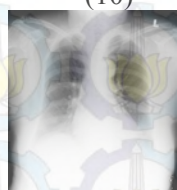
(11)



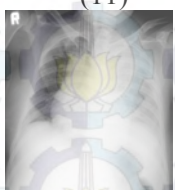
(12)



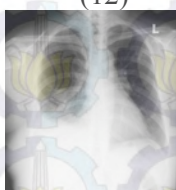
(13)



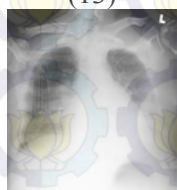
(14)



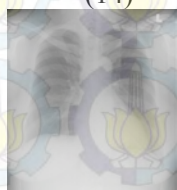
(15)



(16)



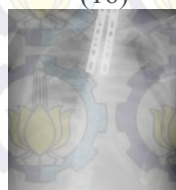
(17)



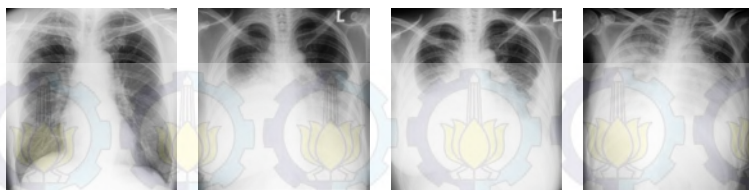
(18)



(19)



(20)

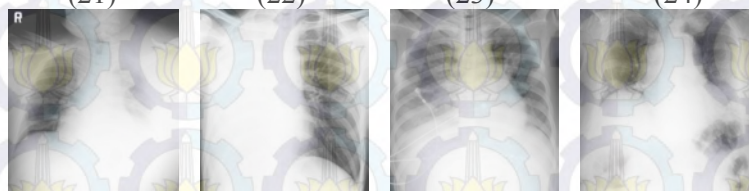


(21)

(22)

(23)

(24)

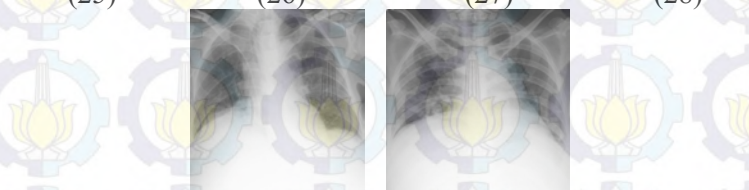


(25)

(26)

(27)

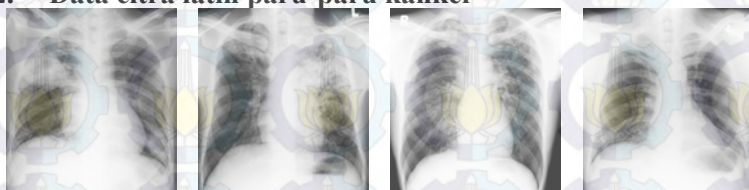
(28)



(29)

(30)

2. Data citra latih paru-paru kanker

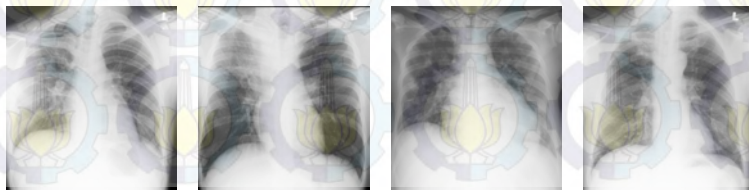


(1)

(2)

(3)

(4)

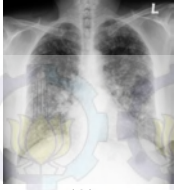


(5)

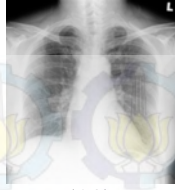
(6)

(7)

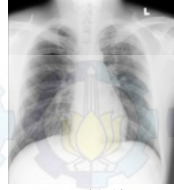
{8}



(9)



(10)



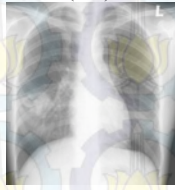
(11)



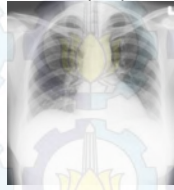
(12)



(13)



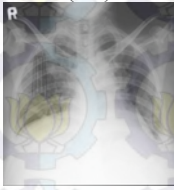
(14)



(15)



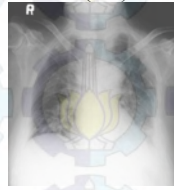
(16)



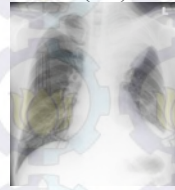
(17)



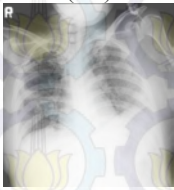
(18)



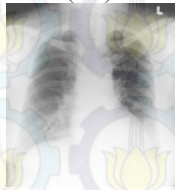
(19)



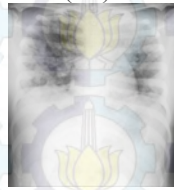
(20)



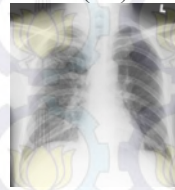
(21)



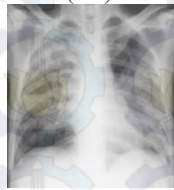
(22)



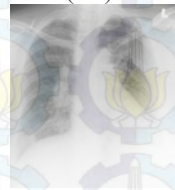
(23)



(24)



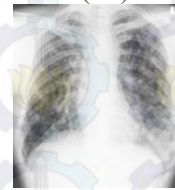
(25)



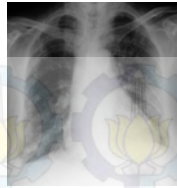
(26)



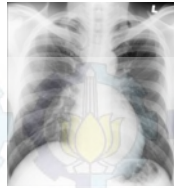
(27)



(28)

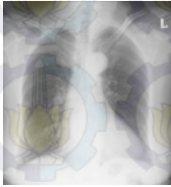


(29)

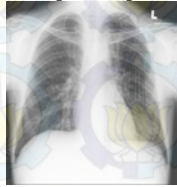


(30)

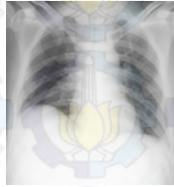
3. Data citra latih paru-paru normal



(1)



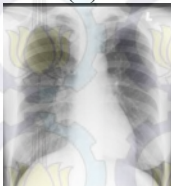
(2)



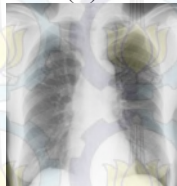
(3)



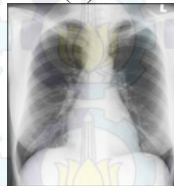
(4)



(5)



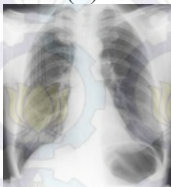
(6)



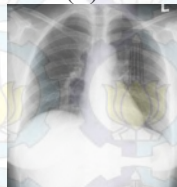
(7)



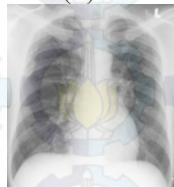
(8)



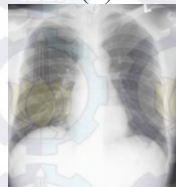
(9)



(10)



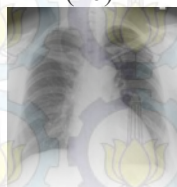
(11)



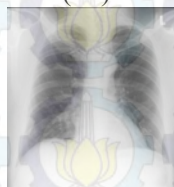
(12)



(13)



(14)



(15)



(16)

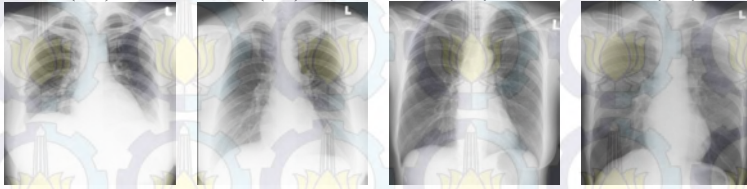


(17)

(18)

(19)

(20)

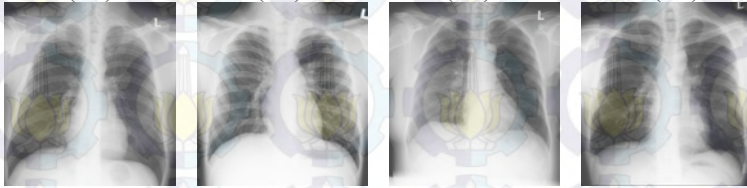


(21)

(22)

(23)

(24)

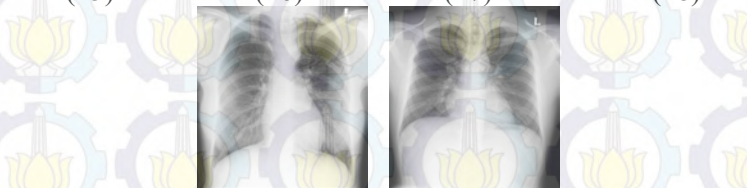


(25)

(26)

(27)

(28)



(29)

(30)

4. Data citra uji paru-paru efusi

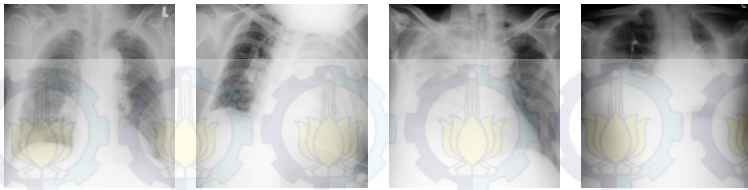


(1)

(2)

(3)

(4)



(5)

(6)

(7)

(8)

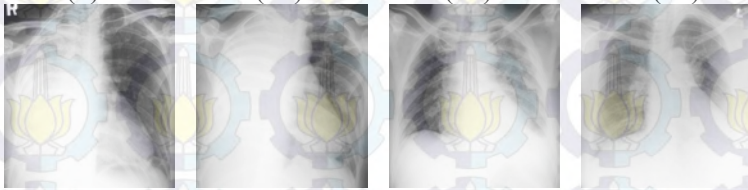


(9)

(10)

(11)

(12)

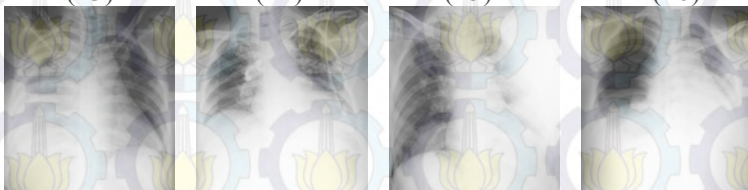


(13)

(14)

(15)

(16)



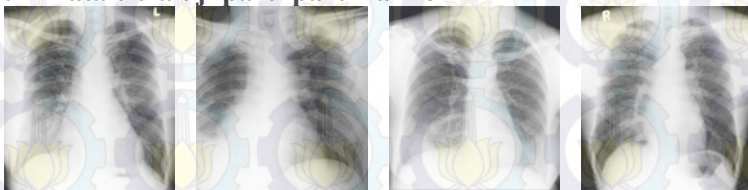
(17)

(18)

(19)

(20)

5. Data citra uji paru-paru kanker

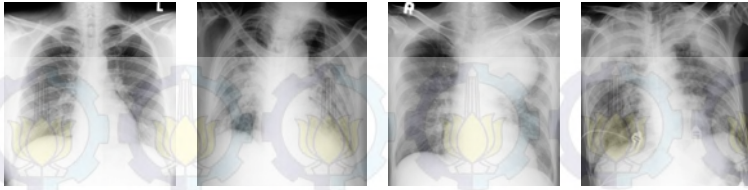


(1)

(2)

(3)

(4)

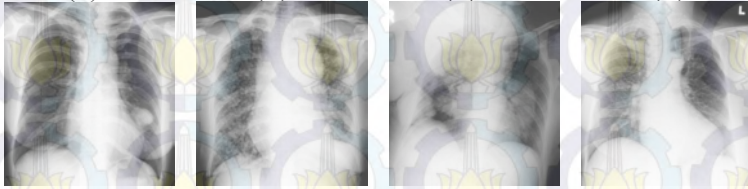


(5)

(6)

(7)

(8)

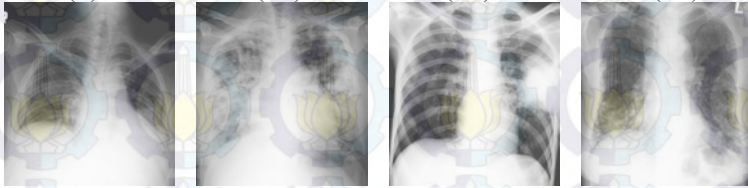


(9)

(10)

(11)

(12)

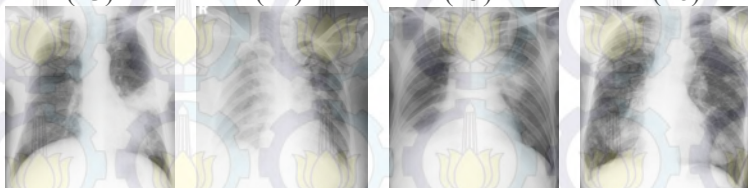


(13)

(14)

(15)

(16)



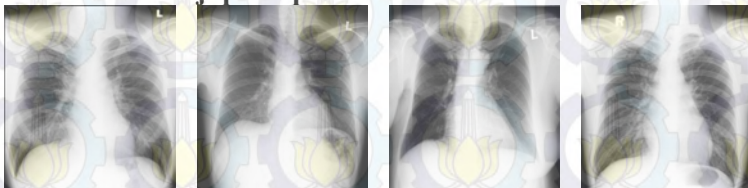
(17)

(18)

(19)

(20)

6. Data citra uji paru-paru normal

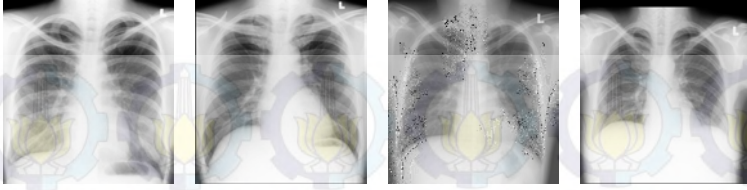


(1)

(2)

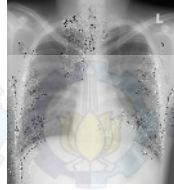
(3)

(4)

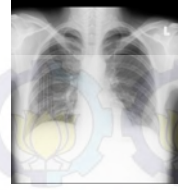


(5)

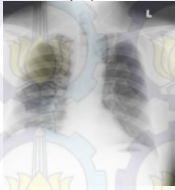
(6)



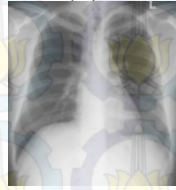
(7)



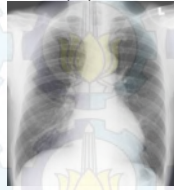
(8)



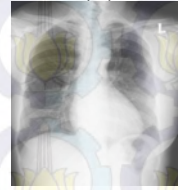
(9)



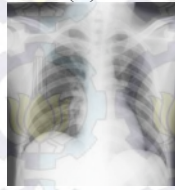
(10)



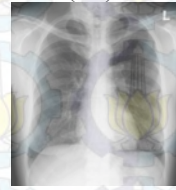
(11)



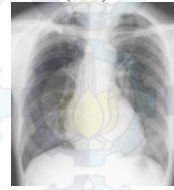
(12)



(13)



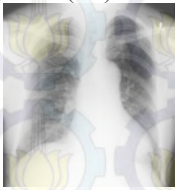
(14)



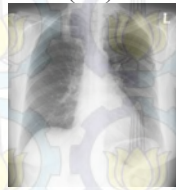
(15)



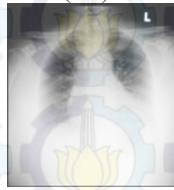
(16)



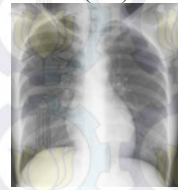
(17)



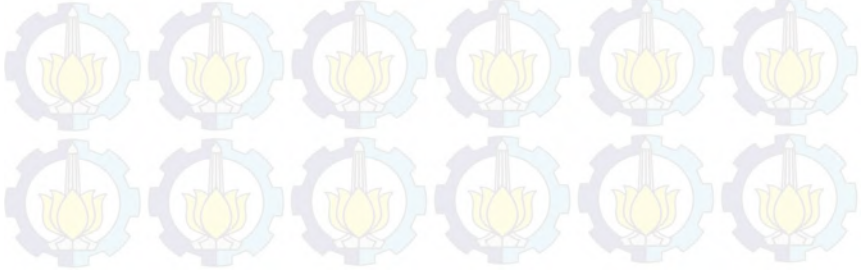
(18)



(19)



(20)



LAMPIRAN II

1. Nilai ekstraksi fitur histogram citra latih paru-paru efusi

No. Citra	Mean	Standar Deviasi	Kurtosis	Skewness	Entropy
1	155,341	64,69519	7,793821	-1,19572	7,539479
2	137,4878	67,88941	7,828318	0,167241	6,955485
3	166,2417	67,87127	7,613866	0,911703	3,176776
4	164,9049	61,79912	7,697113	0,500684	29,6209
5	155,6627	48,63121	7,53576	0,739378	6,896552
6	151,7475	53,41506	7,68496	-1,26198	3,63084
7	178,5532	70,66311	7,22066	0,03753	6,35777
8	162,0528	73,65457	7,622470	0,56592	17,2112
9	164,8203	68,5338	7,66200	-4,52386	4,52386
10	157,1046	70,33557	7,64189	0,73521	1,63856
11	171,8094	67,36736	7,47055	-0,02005	3,15503
12	167,3435	59,3109	7,46363	-0,2593	2,44273
13	137,7311	64,83841	7,84539	-1,12835	13,1312
14	170,2101	67,0333	7,5678	-0,96475	2,99488
15	162,6676	62,04191	7,72778	1,05923	2,95474
16	158,0823	70,20343	7,711769	-0,59233	2,55785
17	152,121	66,09401	7,784892	0,28971	5,167991
18	158,2394	48,10827	7,221175	-1,15606	5,66895
19	164,5122	60,75596	7,676001	1,297284	3,984477

20	144,5424	44,71734	7,367203	0,734679	3,289501
21	156,1808	62,93796	7,796809	-0,64786	8,27809
22	169,6385	62,97453	7,576261	0,787999	4,992516
23	180,2607	64,28076	7,410008	1,081159	5,249995
24	161,6783	60,23663	7,685104	0,470677	6,427581
25	165,7845	70,13282	7,550046	-0,04705	3,214442
26	185,1537	62,98441	7,283004	-0,00392	1,889772
27	163,5434	61,20386	7,732798	0,128756	3,948707
28	164,0294	62,05399	7,682946	-0,74632	7,608654
29	160,802	65,49591	7,702791	-0,72091	4,427373
30	155,6591	62,01194	7,782263	-0,80031	14,34326

2. Nilai ekstraksi fitur histogram citra latih paru-paru kanker

No. Citra	Mean	Standar Deviasi	Kurtosis	Skewness	Entropy
1	158,3926	64,02013	7,780047	0,549575	8,161506
2	156,2635	63,1528	7,784282	-0,6512	7,165461
3	162,6496	73,66075	7,657139	-0,73036	6,100102
4	171,6124	61,14878	7,636251	-0,85261	6,154649
5	164,6302	66,22659	7,721849	-0,6601	5,405516
6	146,8233	67,00601	7,852817	-2,4492	21,73413
7	151,7465	66,49486	7,834302	-0,1361	7,588331
8	158,9869	63,83837	7,783622	-0,62296	11,93498

9	150,5038	65,12451	7,833201	-0,50981	3,048845
10	161,5344	67,48042	7,696856	-0,53014	2,060584
11	164,1518	67,92816	7,723455	-0,902	7,508595
12	165,2521	73,63524	7,524826	-0,80562	4,315696
13	159,9164	68,41786	7,719718	-1,15323	20,66818
14	150,2198	65,07572	7,850765	-0,99698	5,63126
15	177,8531	67,91295	7,432688	-0,98243	4,121416
16	158,4421	60,98377	7,765536	-0,32436	4,647524
17	145,0894	69,87705	7,793962	-0,95068	8,904257
18	160,9927	66,57501	7,749448	1,086406	2,583452
19	145,1886	72,88254	7,740301	-0,34729	5,100826
20	166,1535	62,22096	7,708033	-1,17225	11,57106
21	156,0989	71,85997	7,76118	0,75103	4,263678
22	173,0784	62,12464	7,629629	-0,87715	4,625835
23	168,442	59,20324	7,65655	-1,51587	6,422977
24	156,5088	66,97348	7,774461	-0,80382	3,812363
25	147,3694	62,7221	7,832274	-0,35796	8,347391
26	177,1506	55,58691	7,48726	-0,78361	3,184016
27	136,5813	60,32037	7,737597	-0,55345	5,442277
28	168,8867	66,28185	7,661619	-1,03894	32,52231
29	141,2343	61,49676	7,809638	-0,15864	3,299931
30	162,4587	65,97641	7,769543	-0,41069	8,774884

3. Nilai ekstraksi fitur histogram citra latih paru-paru normal

No. Citra	Mean	Standar Deviasi	Kurtosis	Skewness	Entropy
1	149,4396	63,80065	7,788479	-0,50896	3,901912
2	156,8149	73,11452	7,726096	-0,67843	22,58838
3	164,605	65,63325	7,703178	-0,59673	9,450347
4	158,73	69,53661	7,78794	-0,74458	10,0277
5	157,3072	64,98839	7,749154	-1,56402	7,581591
6	153,1839	63,12705	7,817233	-0,08474	5,552033
7	150,7539	70,95938	7,864873	-1,53409	13,06464
8	155,6321	70,01146	7,755336	-0,74321	3,677784
9	152,252	65,25518	7,835769	-0,3942	14,84521
10	164,1796	67,25352	7,696694	-0,70454	4,00573
11	156,3832	62,92783	7,801926	-0,70545	14,36642
12	158,6379	68,55543	7,753731	-0,81095	10,15188
13	163,9802	70,76801	7,650412	-0,66522	3,421228
14	148,1403	55,67578	7,656807	-1,16175	9,789164
15	165,139	60,15411	7,672274	-1,06836	16,13935
16	148,5806	68,67206	7,807618	-1,44627	8,388665
17	176,7211	65,9422	7,505749	-0,93531	4,21542
18	157,1613	73,80714	7,692068	-0,70157	4,652613
19	134,8086	63,10077	7,859948	-0,86163	7,718748

20	151,2048	67,10013	7,787691	-0,64024	2,596173
21	177,84	67,63745	7,444871	-0,93259	4,22158
22	167,6749	64,69156	7,652818	-0,73809	4,4819
23	142,3996	66,49865	7,867664	-0,72592	5,006048
24	134,6109	61,49373	7,767314	-0,31904	3,852141
25	136,8713	63,47668	7,858155	-0,31928	12,89532
26	154,5778	68,38687	7,798367	-0,16815	3,925713
27	148,6486	66,73007	7,860557	-0,88838	6,043819
28	133,3938	68,12827	7,883893	-1,07252	27,58331
29	157,7012	66,70208	7,758747	-0,76807	11,56414
30	150,3696	68,06179	7,815295	-0,61895	5,993577

4. Nilai ekstraksi fitur histogram citra uji paru-paru efusi

No. Citra	Mean	Standar Deviasi	Kurtosis	Skewness	Entropy
1	167,6698	48,84287	7,388944	-0,6327	5,658516
2	176,3524	58,93822	7,53891	0,008772	2,496308
3	177,7786	56,40239	7,472069	0,1481177	3,01449
4	174,7967	63,37071	7,49236	-0,02701	1,87203
5	162,6255	56,07827	7,645962	-1,65975	8,550513
6	174,4153	53,06262	7,497721	0,026894	4,287933
7	166,3321	58,45663	7,656142	-0,071	3,289911
8	150,3403	58,82423	7,702051	1,840863	1,940137

9	184,1501	64,85431	7,323959	0,180601	2,893285
10	189,9053	50,4354	7,305393	-0,0867	7,459455
11	177,6579	63,42424	7,510447	-0,09677	2,169665
12	170,1301	62,67714	7,6233	-0,01609	4,59085
13	165,8591	69,09152	7,619087	0,225272	3,273114
14	167,2342	58,48994	7,644113	0,222732	2,178914
15	166,5335	61,95071	7,664619	-0,01269	10,37829
16	176,8783	56,02129	7,504062	-0,69375	2,989186
17	149,6254	58,24367	7,701202	-1,34766	7,878854
18	170,8738	62,72896	7,60991	-1,28253	8,013333
19	176,6107	58,09935	7,521951	0,032549	7,31081
20	166,4724	64,71043	7,562738	-0,48203	3,627311

5. Nilai ekstraksi fitur histogram citra uji paru-paru kanker

No. Citra	Mean	Standar Deviasi	Kurtosis	Skewness	Entropy
1	166,2092	64,92775	7,753236	-0,60027	5,658057
2	153,6463	63,77611	7,812684	-0,50319	2,722291
3	164,6526	67,95979	7,660692	-0,6556	4,14365
4	154,0847	69,74455	7,746815	-0,75031	8,284308
5	171,6446	66,38791	7,627871	-0,86401	3,249976
6	151,5211	61,4261	7,818128	0,250863	3,856498
7	157,9633	61,71593	7,772141	0,152846	2,022289

8	144,3512	63,29087	7,779266	1,127672	28,12135
9	147,5733	64,89386	7,858581	-0,69084	5,116561
10	151,0139	71,51938	7,74953	-0,30446	3,481134
11	151,9179	62,27226	7,748486	0,553762	15,27462
12	164,4844	68,41937	7,652916	-0,26823	2,355515
13	133,841	75,15109	7,769397	-0,03642	32,7092
14	150,1697	60,76429	7,800025	-1,26667	11,82267
15	156,8295	72,32492	7,780127	-1,06778	13,20391
16	152,3185	66,41097	7,815976	-0,55521	7,998688
17	165,0598	62,12442	7,711411	-0,30075	7,21717
18	165,0854	58,69236	7,6966	-0,65913	5,357138
19	153,7457	62,55632	7,809248	-1,01769	22,67115
20	155,8189	66,58523	7,795713	-0,90734	6,325568

6. Nilai ekstraksi fitur histogram citra uji paru-paru normal

No. Citra	Mean	Standar Deviasi	Kurtosis	Skewness	Entropy
1	160,5441	66,59011	7,75972	-2,43835	10,98986
2	146,0592	70,25815	7,792007	-0,69643	3,916762
3	156,3042	70,76784	7,804228	-1,08058	8,421551
4	157,1527	70,20989	7,772219	-0,50262	7,000211
5	161,4893	64,86557	7,737147	-0,53838	5,281799
6	162,4921	66,31424	7,75628	-2,06347	12,49556

7	142,4733	60,56767	7,791336	-0,44718	3,093655
8	157,2297	77,33011	7,490107	-1,12886	6,036989
9	163,6673	65,58514	7,66183	-0,91548	3,483328
10	139,6831	63,491	7,830702	-1,29296	10,26595
11	156,1828	67,51048	7,79952	-0,94313	11,42967
12	151,2356	67,77032	7,793008	-0,48919	5,809631
13	152,1938	66,7145	7,816617	-0,40265	4,514852
14	141,1772	63,29443	7,872515	-0,58584	4,017246
15	154,3723	67,40477	7,804881	-1,04435	6,197275
16	165,9515	65,22904	7,71522	-0,95189	4,740842
17	166,22	64,58192	7,692645	-1,00926	6,171301
18	154,9196	65,89752	7,809742	-0,85982	8,012478
19	159,8684	76,40282	7,470451	-1,15087	9,721261
20	138,4242	64,82054	7,893534	-0,64665	6,128553

LAMPIRAN III

1. Script pemrosesan awal citra dan ekstraksi fitur citra latih

```
%Pemrosesan awal citra ditunjukkan pada variabel
a,b,c,d.
%Proses ekstraksi ditunjukkan pada variabel
f,g,h,i.
%Fitur yang didapat disimpan dalam bentuk matrik
'matriks'
%-----%
%Proses ekstraksi fitur data latih
for data=1:90
a=imread(['E:\Tugas Akhir (naive
bayes)\data\data
pelatihan\p', num2str(data), '.bmp']);
b=rgb2gray(a);
c=medfilt2(b,[9 9]);
d=adapthisteq(c);
e=mean(mean(d));
f=std2(d);
g=entropy(d);
b=double(d);
h=skewness(skewness(b));
i=kurtosis(kurtosis(b));
m=[e f g h i];
matriks(data,1:5)=m(1,:);
end
matriks
save 'E:\Tugas Akhir (naive bayes)\data\fitur'
matriks
%-----%
%Proses ekstraksi fitur data uji
for data=1:60
a=imread(['E:\Tugas Akhir (naive
bayes)\data\data uji\U', num2str(data), '.bmp']);
b=rgb2gray(a);
c=medfilt2(b,[3 3]);
```

```

d=adapthisteq(c);
e=mean(mean(d));
f=std2(d);
g=entropy(d);
b=double(d);
h=skewness(skewness(b));
i=kurtosis(kurtosis(b));
m=[e f g h i];
matrik(data,1:5)=m(1,:);
end
matrik
save 'E:\Tugas Akhir (naive
bayes)\data\fitur_uji' matrik

```

2. Script proses Naive Bayes Classification

```

%data input latih dan uji
fiturA =
xlsread('data_latih.xls','sheet1','A1:A90');
fiturB =
xlsread('data_latih.xls','sheet1','B1:B90');
fiturC =
xlsread('data_latih.xls','sheet1','C1:C90');
fiturD =
xlsread('data_latih.xls','sheet1','D1:D90');
fiturE =
xlsread('data_latih.xls','sheet1','E1:E90');
kelas =
xlsread('data_latih.xls','sheet1','F1:F90');

datauji_fiturA =
xlsread('data_uji.xls','sheet1','A1:A60');
datauji_fiturB =
xlsread('data_uji.xls','sheet1','B1:B60');
datauji_fiturC =
xlsread('data_uji.xls','sheet1','C1:C60');
datauji_fiturD =
xlsread('data_uji.xls','sheet1','D1:D60');

```



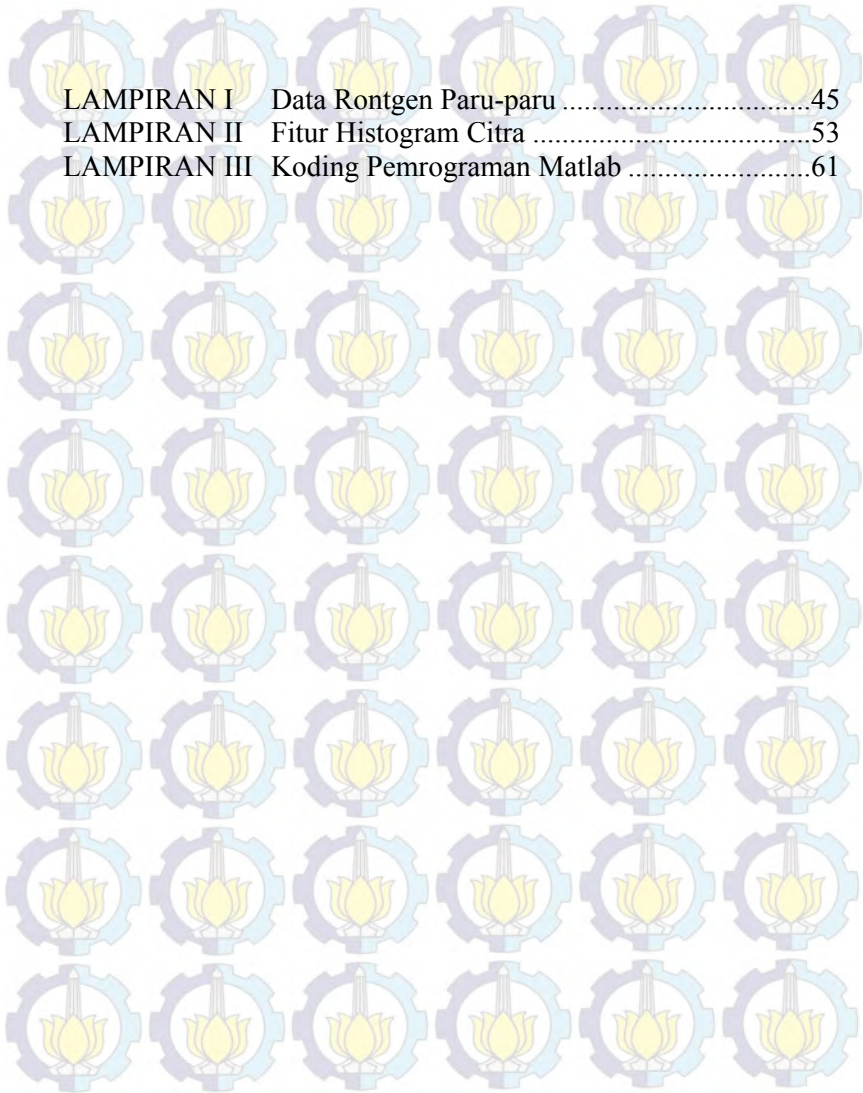
```
datauji_fiturE =  
xlsread('data_uji.xls','sheet1','E1:E60');  
kelasuji =  
xlsread('data_uji.xls','sheet1','F1:F60');  
jumlah_datalatih = 90;  
jumlah_datauji = 60;  
  
%proses pengujian dan perhitungan akurasi  
data_uji= [datauji_fiturA, datauji_fiturB,  
datauji_fiturC, datauji_fiturD, datauji_fiturE];  
data_latih= [fiturA,fiturB,fiturC,fiturD,  
fiturE]  
kelas_latih= kelas(1:90,:);  
model = NaiveBayes.fit(data_latih, kelas_latih)  
kelas_uji_hasil= model.predict(data_uji)  
kelas_uji=kelasuji(1:60,:);  
  
hasil = [kelas_latih, kelas]  
jum=0;  
for i=1:90  
if kelas_latih(i)==kelas(i)  
jum=jum+1;  
end  
end  
benar=jum  
prosentase=(benar/90)*100  
hasil = [kelas_uji, kelas_uji_hasil]  
  
jum=0;  
for i=21:40  
if kelas_uji(i)==kelas_uji_hasil(i)  
jum=jum+1;  
end  
end  
benar=jum  
prosentase=(benar/60)*100
```



“Halaman ini sengaja dikosongkan”

DAFTAR LAMPIRAN

LAMPIRAN I	Data Rontgen Paru-paru	45
LAMPIRAN II	Fitur Histogram Citra	53
LAMPIRAN III	Koding Pemrograman Matlab	61





“Halaman ini sengaja dikosongkan”

BIODATA PENULIS



Penulis dilahirkan di Surabaya pada tanggal 2 April 1992 dengan nama lengkap Alfiana Ramdhan. Penulis telah menempuh pendidikan formal, yaitu SD Muhammadiyah 4 Sidayu, SMPN 1 Sidayu dan SMAN 1 Gresik. Setelah lulus dari SMAN 1 Gresik, penulis diterima di jurusan Fisika FMIPA Surabaya melalui jalur PMDK Prestasi pada tahun 2010 dan terdaftar dengan NRP 1110100005.

Di Jurusan Fisika ini, penulis mengambil Bidang Optoelektronika dan Elektromagnetika Terapan. Selama kuliah penulis aktif dalam kegiatan organisasi luar kampus yaitu sebagai OC Finance (Sie Keuangan) GLEN project AIESEC Surabaya, staff departemen ICX-GCDP AIESEC Surabaya pada tahun 2012-2013 dan manager Project Event and Budget Controller AIESEC Surabaya pada tahun 2013/2014. Selain itu, penulis juga aktif dalam kegiatan akademik sebagai Asisten Laboratorium Optoelektronika dan Elektromagnetika Terapan. Penulis sangat berharap agar Tugas Akhir ini dapat bermanfaat bagi pembaca serta bagi penulis sendiri. Apabila pembaca ingin berkorespondensi dengan penulis, dapat melalui email: **alfiana24.ar@gmail.com**



“Halaman ini sengaja dikosongkan”